

CEP TELEFONU LABORATUVARI: MOBİL UYGULAMALAR VE YAPAY ZEKA İLE SPOR BİLİMLERİNİN GELECEĞİ - I



Editörler:

Prof. Dr. Serhat ÖZBAY

Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR

Doç. Dr. Murat TURAN



**CEP TELEFONU LABORATUVARI:
MOBİL UYGULAMALAR VE YAPAY ZEKÂ İLE
SPOR BİLİMLERİNİN GELECEĞİ - I**

Editörler:

Prof. Dr. Serhat ÖZBAY

Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR

Doç. Dr. Murat TURAN





Cep Telefonu Laboratuvarı:

Mobil Uygulamalar ve Yapay Zekâ ile Spor Bilimlerinin Geleceęi-1

Editörler: Prof. Dr. Serhat ÖZBAY, Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR

Doç. Dr. Murat TURAN

Genel Yayın Yönetmeni: Berkan Balpetek

Baskı: Aralık 2025

Yayıncı Sertifika No: 49837

ISBN: 978-625-8698-06-0

© Duvar Yayınları

853 Sokak No:13 P.10 Kemeraltı-Konak/İzmir

Tel: 0 232 484 88 68

www.duvar yayinlari.com

duvarkitabevi@gmail.com

ÖNSÖZ

Spor bilimleri, tarihsel olarak kontrollü laboratuvar ortamlarında geliştirilen ölçüm protokolleri ve yüksek doğruluklu cihazlar üzerinden ilerlemiştir. Bu yaklaşım, fizyolojik ve biyomekanik süreçlerin anlaşılmasında önemli katkılar sağlamış olsa da, performansın doğası gereği dinamik, bağlama duyarlı ve zamana yayılan yapısını tam olarak yansıtmakta sınırlı kalmıştır. Son yıllarda yaşanan dijital dönüşüm, bu sınırlılığı aşan yeni bir ölçüm ve analiz anlayışını beraberinde getirmiştir. Akıllı telefonlar, giyilebilir sensörler ve yapay zekâ destekli yazılımlar sayesinde sporcuya ait çok boyutlu veriler artık yalnızca laboratuvar da değil, gerçek antrenman ve müsabaka koşulları altında da sürekli olarak izlenebilmektedir.

Bu kitabın birinci cildi, “mobil laboratuvar” kavramını spor bilimleri bağlamında kuramsal ve metodolojik temelleriyle ele almaktadır. Mobil teknolojiler, burada yalnızca pratik araçlar olarak değil; ölçüm paradigmasını dönüştüren, veri üretimini süreklilik ve bağlam eksenine taşıyan yapısal bileşenler olarak değerlendirilmiştir. Kitap I, spor bilimlerinde dijitalleşmenin tarihsel gelişiminden başlayarak; akıllı telefon sensör ekosistemleri, makine öğrenimi uygulamaları, mobil biyometri, hareket analizi, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimi gibi temel alanları bütüncül bir çerçevede sunmayı amaçlamaktadır.

Bu ciltte yer alan bölümler, spor bilimlerinde mobil ölçüm yaklaşımlarının bilimsel geçerliliği, güvenilirliği ve uygulanabilirliği üzerine odaklanmaktadır. Laboratuvar merkezli ölçümlerin sahaya nasıl taşındığı, mobil sistemlerin klasik yöntemlerle nasıl karşılaştırılması gerektiği ve veri temelli karar verme süreçlerinin nasıl yapılandırılabileceği ayrıntılı biçimde tartışılmaktadır. Böylece Kitap I, mobil uygulamalar ve yapay zekâ temelli yaklaşımların spor bilimlerinde nasıl ve hangi bilimsel ilkelerle kullanılabileceğine dair metodolojik bir zemin sunmaktadır.

Bu yönüyle Kitap I; araştırmacılar için kavramsal bir başvuru kaynağı, antrenörler ve uygulayıcılar için ise mobil teknolojilerin bilimsel sınırlar içinde nasıl değerlendirilebileceğini gösteren bir rehber niteliği taşımaktadır. Ölçümün demokratikleştiği, verinin sürekli üretildiği ve bireyselleştirilmiş performans yönetiminin öne çıktığı bu yeni dönemde, spor bilimlerinin ancak disiplinlerarası ve veri temelli bir yaklaşımla ilerleyebileceği açıktır.

Eserin birinci cildinin, spor bilimlerinde mobil laboratuvar anlayışını yalnızca güncel bir eğilim olarak değil, kalıcı bir bilimsel dönüşüm olarak ele alan çalışmalara katkı sağlaması temennisiyle; bu vizyonun oluşmasına katkı sunan tüm yazarlarımıza teşekkür ederiz.

Bilimsel düşüncenin, teknolojiyle birlikte sahaya indiği bu yeni dönemde...

Prof. Dr. Serhat ÖZBAY
Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR
Doç. Dr. Murat TURAN

BÖLÜM 1: Mobil Laboratuvarın Doğuşu	1
Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR	
BÖLÜM 2: Cep Telefonu Sensör Ekosistemi	22
Arş. Gör. Salih ÇABUK, Hakan TEKİN	
BÖLÜM 3: Makine Öğrenimi ve Spor Bilimlerine Entegrasyonu	44
Hakan TEKİN, Dr. Öğr. Üyesi CebraİL GENÇOĞLU	
BÖLÜM 4: Kardiyovasküler Fonksiyonların Derinlemesine Analizi...82	
Dr. Öğr. Üyesi CebraİL GENÇOĞLU	
BÖLÜM 5: Egzersiz Yükü ve Yorgunluk Yönetimi	106
Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR	
BÖLÜM 6: Mobil Biyometri ile Sağlık ve Zindelik	138
Doç. Dr. Selim ASAN, Edanur YAĞAN	
BÖLÜM 7: Mobil Uygulamalar ile Uyku ve İyileşme Optimizasyonu	157
Doç. Dr. Selim ASAN, Arş. Gör. Ferhat CANYURT	
BÖLÜM 8: Beslenme Takibi ve Mobil Diyetisyen	173
Burak EFE, Arş. Gör. Muhammet Raşit İNAÇ	
BÖLÜM 9: Mobil Kameralar ile Hareket Analizi	189
Arş. Gör. Salih ÇABUK	
BÖLÜM 10: Mobil Uygulamalar, Bilgisayarlı Görü ve Yapay Zekâ Tabanlı Yaklaşımlarla Kuvvet, Güç ve Fonksiyonel Performans Ölçümü	212
Prof. Dr. Serhat ÖZBAY	

BÖLÜM 1:

Mobil Laboratuvarın Doğuşu

Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Bu bölüm, spor bilimlerinde ölçüm yaklaşımının laboratuvar merkezli ve tek zamanlı veri üretiminden mobil, sürekli ve bağlamsal ölçüm paradigmasına geçişini kapsamlı biçimde ele almaktadır. Dijitalleşme süreciyle birlikte akıllı telefon sensörleri, giyilebilir teknolojiler, kablosuz veri aktarımı ve bulut tabanlı analiz platformları, performans, toparlanma ve fizyolojik yanıtların saha koşullarında yüksek çözünürlüklü biçimde izlenmesine olanak tanımıştır. Bu dönüşüm, “mobil laboratuvar” kavramını yalnızca teknik bir yenilik olmaktan çıkarak spor bilimlerinde bilgi üretimi ve uygulaması arasında köprü görevi gören bütüncül bir ekosistem hâline getirmiştir. Bölümde mobil laboratuvarın donanım (sensörler, taşınabilir cihazlar), yazılım (veri toplama, işleme, görselleştirme), yapay zekâ (öngörücü modeller, otomatik sınıflandırma) ve kullanıcı etkileşimi (geri bildirim mekanizmaları, karara destek süreçleri) olmak üzere temel bileşenleri ayrıntılı biçimde tartışılmaktadır. Ayrıca bu teknolojilerin geçerlilik ve güvenilirliklerinin laboratuvar standartlarıyla karşılaştırılması; veri bütünlüğü, gizlilik ve etik sorumluluklar gibi modern spor biliminin karşı karşıya olduğu kritik konular da değerlendirilmiştir. Mobil laboratuvarın araştırma süreçlerini demokratikleştirmesi, saha uygulamalarını bilimsel temele daha fazla yaklaştırması ve bireyselleştirilmiş performans yönetimini mümkün kılması bu bölümün merkezi tartışma noktalarını oluşturmaktadır. Bu çerçevede bölüm, spor bilimlerinde dijital dönüşümün kavramsal ve metodolojik temelini sunarak kitabın ilerleyen bölümlerinde ele alınacak olan sensör ekosistemleri, yapay zekâ uygulamaları ve veri yönetimi konularına yön veren bir altyapı sağlamaktadır.

1. Giriş

Spor bilimleri uzun yıllar boyunca kontrollü laboratuvar ortamlarında yürütülen ölçümlerle şekillenmiştir (Beneke et al., 2002; Glatthorn et al., 2011). Bu yaklaşım, yüksek doğruluk düzeyine sahip veriler sağlamasına karşın, saha koşullarının dinamik ve öngörülemeyen doğasını yansıtmakta yetersiz kalmıştır (Chamari et al., 2004; Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Ouergui, et al., 2023). Özellikle performans, toparlanma ve psikofizyolojik yanıtların doğal ortamda değişkenlik göstermesi, sabit laboratuvar ölçümlerinin pratik karar süreçlerine doğrudan aktarılmasını güçleştirmiştir (Da Silva et al., 2011; Özbay et al., 2019). Bu durum, bilimsel bilginin sahadaki uygulanabilirliğini sınırlandıran en önemli faktörlerden biri olarak görülmüştür (Meyer et al., 2024; Vergès et al., 2003).

Son yıllarda yaşanan dijital dönüşüm, bu paradigmayı kökten değiştirmiştir (Desai, 2024; Grivas & Safari, 2025; Reis et al., 2024). Akıllı telefonlar, giyilebilir sensörler ve bulut tabanlı veri işleme sistemleri, her bireyin cebine taşınabilir bir “laboratuvar” yerleştirme olanağı sunmaktadır (Çabuk et al., 2026; Desai, 2024; Grivas & Safari, 2025; Reis et al., 2024). Bu gelişme, yalnızca teknolojik bir ilerleme değil, aynı zamanda bilimsel ölçüm kültüründe köklü bir dönüşüm anlamına gelmektedir. Artık kalp hızı değişkenliği, oksijen tüketimi, hareket paterni, uyku kalitesi ve bilişsel performans gibi çok sayıda parametre, saha koşullarında ve gerçek zamanlı olarak izlenebilmektedir (Asan et al., 2025; Khushhal et al., 2017). Böylelikle araştırmacılar, sporcular ve antrenörler, aynı anda hem veri üreticisi hem de veri yorumlayıcısı hâline gelmiştir.

Mobil teknolojilerin spor bilimlerine entegrasyonu, yalnızca ölçüm kolaylığı sağlamamış; aynı zamanda veri temelli karar verme süreçlerini demokratikleştirmiştir (Sellitto et al., 2016; Silva et al., 2020; Windt et al., 2020). Geçmişte yalnızca büyük araştırma merkezlerinin erişebildiği analiz imkânları, artık antrenman sahasında, kamp ortamında veya bireysel egzersiz sırasında kullanılabilir hale gelmiştir (Iskra et al., 2024; Nahavandi et al., 2022). Bu durum, bilimsel araştırmaların saha uygulamalarıyla kesiştiği yeni bir dönemi

başlatmıştır. “Mobil laboratuvar” kavramı, bu dönüşümün hem simgesi hem de aracı olarak ortaya çıkmaktadır.

Mobil laboratuvar yaklaşımı, spor performansının çok boyutlu doğasını anlamada bütüncül bir bakış açısı sunar. Fizyolojik, biyomekanik ve psikolojik göstergelerin aynı platform üzerinden izlenebilmesi hem bireyselleştirilmiş antrenman planlaması hem de anlık geri bildirim mekanizmaları açısından devrim niteliğindedir (Nahavandi et al., 2022; Temko, 2017). Böylelikle araştırmacı, antrenör ve sporcu arasındaki bilgi akışı hızlanmakta; karar verme süreçleri daha nesnel, veriye dayalı ve sürekli güncellenebilir bir yapıya kavuşmaktadır.

Bu dönüşüm aynı zamanda, spor bilimlerinin klasik “laboratuvar–saha” ikiliğini yeniden tanımlamaktadır (Chamari et al., 2004; Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Ouergui, et al., 2023; Taboga et al., 2022). Artık laboratuvar yalnızca dört duvar arasında değil, bir cep telefonunun işlemci gücü ve sensör ağları aracılığıyla her yerde var olabilmektedir. Bu durum hem akademik dünyada hem de pratik spor uygulamalarında veri üretim hızını artırmakta; saha koşullarında geçerliliği yüksek, sürdürülebilir ve ekonomik ölçüm modellerinin önünü açmaktadır (Chidambaram et al., 2022; Nahavandi et al., 2022; Reis et al., 2024).

Dolayısıyla bu bölüm, “mobil laboratuvar” kavramını yalnızca teknolojik bir yenilik olarak değil, aynı zamanda spor bilimlerinde bilgi üretimi ve uygulaması arasındaki köprü olarak ele almaktadır. Takip eden başlıklarda, bu kavramın tarihsel gelişimi, bileşenleri, geçerlilik sorunları ve geleceğe yönelik potansiyeli ayrıntılı biçimde tartışılacaktır.

2. Spor Bilimlerinde Dijitalleşme ve Mobilizasyon Süreci

Spor bilimlerinin dijitalleşme süreci, ölçüm teknolojilerindeki gelişmelerin antrenman bilimine entegrasyonu ile başlamış ve zamanla veri odaklı bir paradigma hâline gelmiştir (Ellapen & Paul, 2016; Kos et al., 2018). 20. yüzyılın son çeyreğinde fizyolojik ölçümler çoğunlukla laboratuvar merkezli, zaman alıcı ve sınırlı örneklem gruplarına dayalıyken; 2000’li yıllardan itibaren taşınabilir

cihazlar, kablosuz veri aktarımı ve sensör miniaturizasyonu bu sınırlamaları önemli ölçüde ortadan kaldırmıştır (Bădescu et al., 2022; Dotan & Bar-Or, 1983; Fuss et al., 2008; Kannus, 1994). İlk adımlar, kalp atım hızı monitörleri ve taşınabilir metabolik analiz sistemleriyle atılmış; devamında GPS tabanlı hareket takibi, ivmeölçer destekli performans analizi ve giyilebilir sensör teknolojileriyle kapsam genişlemiştir (Hennessy & Jeffreys, 2018; Kawakami et al., 1992; Leger & Thivierge, 1988).

Bu dönüşüm, veri toplama kapasitesini artırmanın ötesinde, ölçümün anlamını da değiştirmiştir. Geleneksel ölçüm yöntemleri belirli bir zamanda alınan tekil veriye dayanırken, dijital sistemler sürekli ve çok boyutlu veri akışı sağlamaktadır (Hennessy & Jeffreys, 2018; Torres-Ronda et al., 2022). Böylelikle performans, toparlanma, yorgunluk ve stres gibi karmaşık fizyolojik süreçler zaman serileri üzerinden izlenebilmekte; makine öğrenimi algoritmaları sayesinde bireysel modeller oluşturulabilmektedir (Bunker & Thabtah, 2019; Horvat & Job, 2020; Van Eetvelde et al., 2021). Bu da spor bilimlerinde “dinamik veri bilimi” çağını başlatmıştır.

Mobilizasyon sürecinin en önemli aşaması, ölçümün taşınabilir olmaktan çıkıp gerçek zamanlı ve bağlam duyarlı hâle gelmesidir. Akıllı telefonlar bu evrimde merkezi bir rol üstlenmiştir. İçerdikleri jiroskop, ivmeölçer, optik sensör, mikrofon ve GPS bileşenleri sayesinde, laboratuvar cihazlarının sağladığı birçok temel veri artık doğrudan mobil platformlardan elde edilebilmektedir (De Fazio et al., 2023; Peart et al., 2019). Örneğin, koşu hızı, adım frekansı, hareket açısı, kalp atım hızı veya ses frekansı gibi parametreler hem performans takibinde hem de yorgunluk analizi ve sakatlık risk değerlendirmesinde kullanılabilmektedir (Van Eetvelde et al., 2021; Zhao & Li, 2020).

Dijitalleşme aynı zamanda bilimsel bilgi üretimi ile saha pratiği arasındaki mesafeyi kısaltmıştır. Mobil uygulamalar sayesinde antrenör, sporcu ve araştırmacı aynı veri tabanı üzerinden hareket edebilmekte; ölçüm, analiz ve yorum süreçleri eş zamanlı yürütülebilmektedir (Ellens et al., 2025; Peake et al.,

2018; Zhao & Li, 2020). Bu durum, bilimsel bilginin yalnızca akademik dergilerde değil, sahadaki karar mekanizmalarında da doğrudan işlev kazanmasını sağlamıştır.

Ancak dijitalleşmenin bu hızlı yayılımı, beraberinde bazı tartışmaları da gündeme getirmiştir. Mobil sensörlerin geçerliliği, veri güvenliği, algoritmik önyargılar ve kullanıcı bağımlılığı gibi konular, modern spor bilimlerinde dikkatle ele alınması gereken yeni boyutlardır (Desai, 2024; Ellapen & Paul, 2016). Bu nedenle, mobil teknolojilerin sunduğu kolaylıkların yanı sıra ölçüm doğruluğunun, veri bütünlüğünün ve etik sınırların da sürekli değerlendirilmesi gerekmektedir.

Sonuç olarak, spor bilimlerinde dijitalleşme yalnızca ölçüm biçimini değil, bilginin üretilme ve kullanılma şeklini de dönüştürmüştür. Mobilizasyon, bu dönüşümün sahadaki yansıması olarak, ölçümün mekân ve zaman bağımlılığını ortadan kaldırmıştır. Böylelikle “mobil laboratuvar” anlayışı hem teknolojik hem de bilimsel bir zorunluluk hâline gelmiştir. Takip eden bölümde, bu kavramın temel bileşenleri ve sistematik yapısı ayrıntılı biçimde ele alınacaktır.

3. Mobil Laboratuvar Kavramının Temel Bileşenleri

Mobil laboratuvar kavramı, spor bilimlerinde ölçümün yer ve zaman kısıtlarından bağımsız hâle gelmesini sağlayan çok katmanlı bir sistem yaklaşımını ifade eder. Bu yapı yalnızca bir mobil uygulamadan ibaret değildir; donanım, yazılım, yapay zekâ algoritmaları ve kullanıcı etkileşimi bileşenlerinden oluşan bütüncül bir ekosistemdır (Chidambaram et al., 2022; De Fazio et al., 2023; Zhao & Li, 2020). Her bileşen, verinin toplanması, işlenmesi ve anlamlandırılması süreçlerinde özgül bir rol oynar.

3.1 Donanım Bileşenleri: Mobil Sensörlerin Evrimi

Akıllı telefonların içinde bulunan sensörler, günümüzde spor bilimlerinde temel ölçüm araçlarından biri hâline gelmiştir. İvmeölçer ve jiroskop sensörleri, hareket paternlerini ve denge kontrolünü analiz etmeye olanak tanırken; GPS modülleri hız, mesafe ve konum verilerini sağlar (Patalas-Maliszewska et al., 2023; Rana & Mittal, 2020). Optik sensörler, fotopletismografi (PPG) tekniğiyle kalp atım

hızı deęiřkenlięi (HRV) ve oksijen satürasyonu gibi fizyolojik göstergelerin izlenmesini mümkün kılar (Georgiou et al., 2018). Mikrofon, kamera ve basınç sensörleri ise solunum frekansı, yüzey elektromiyografi veya hareket açısı gibi farklı parametrelerin tespitinde kullanılabilir (Çabuk et al., 2026; Torous & Roberts, 2017). Bu sensörlerin en önemli avantajı, ölçümün doğrudan sporcunun doğal ortamında, yani laboratuvar dışı koşullarda gerçekleştirilebilmesidir.

Donanım düzeyindeki bu gelişmeler, spor performansını deęerlendiren klasik cihazların (force plate, gaz analizörü, izokinetik sistemler vb.) yerini almak yerine, onların sağladığı verileri tamamlayıcı niteliktedir (İnce, 2024; Ulupınar, İnce, Gençoęlu, Özbay, et al., 2025). Özellikle saha koşullarında sürekli ölçüm yapılabilmesi, performans trendlerinin uzun dönemli takibini mümkün kılarak, antrenman yükü yönetimi ve yaralanma önleme stratejilerinde yeni bir dönem başlatmıştır.

3.2 Yazılım Bileşenleri: Veri Toplama, İşleme ve Görselleştirme

Mobil laboratuvarın ikinci katmanını yazılım bileşenleri oluşturur. Bu bileşenler sensörlerden gelen ham veriyi toplayan, filtreleyen, analiz eden ve kullanıcıya anlamlı bilgi olarak sunan sistemleri kapsar. Günümüzde mobil uygulamalar, sadece veri kaydedici deęil, aynı zamanda analitik bir platform işlevi görmektedir (Peart et al., 2019; Soulé et al., 2022). Yapay zekâ destekli algoritmalar sayesinde veriler otomatik olarak sınıflandırılmakta, normatif deęerlere göre yorumlanmakta ve bireysel performans göstergeleriyle karşılaştırılmaktadır (Reis et al., 2024; Wahyudi & Yunus, 2025).

Verilerin bulut tabanlı sunucularda depolanması, çok merkezli arařtırmaların yürütülmesini kolaylařtırmakta; sporcu, antrenör ve arařtırmacı arasındaki eş zamanlı veri paylaşımını mümkün kılmaktadır (Mahmood et al., 2019). Ayrıca uygulama arayüzlerinin kullanıcı dostu hâle gelmesi, mobil laboratuvarın yalnızca akademik çevrelerde deęil, saha antrenmanlarında da etkin biçimde kullanılmasına zemin hazırlamıştır (Monteiro-Guerra et al., 2019).

3.3 Yapay Zekâ ve Otomasyon: Karar Destek Sistemlerinin Kalbi

Yapay zekâ, mobil laboratuvarın en kritik bileşenidir. Makine öğrenimi (machine learning) ve derin öğrenme (deep learning) algoritmaları, büyük veri setlerinden anlamlı örüntüler çıkarmayı mümkün kılar (Desai, 2024; Grivas & Safari, 2025; Reis et al., 2024). Bu sistemler, antrenman yüküne verilen fizyolojik yanıtları öngörebilir, yorgunluk düzeylerini tahmin edebilir ve kişiselleştirilmiş öneriler sunabilir (Chidambaram et al., 2022; Nahavandi et al., 2022). Özellikle denetimsiz öğrenme teknikleri, bireysel varyasyonları dikkate alarak sporcunun performans eğrisini modelleyebilmekte; bu da “herkese uygun tek model” anlayışının yerini “bireye özgü performans profillemesi”ne bırakmaktadır. Bununla birlikte, yapay zekâ tabanlı analizlerde modelin doğruluğu, kullanılan sensör verisinin kalitesine doğrudan bağlıdır. Bu nedenle donanım–yazılım–algoritma uyumu mobil laboratuvarın güvenilirliği açısından belirleyici öneme sahiptir (De Fazio et al., 2023; Rana & Mittal, 2020).

3.4 Kullanıcı Deneyimi ve Etkileşim

Mobil laboratuvarın başarısı yalnızca teknik yeterliliğe değil, kullanıcıyla kurduğu etkileşime de bağlıdır. Sporcu, antrenör veya araştırmacı, sistemden aldığı veriyi ne kadar kolay anlayabiliyorsa, uygulamanın etkisi o ölçüde artar. Bu bağlamda sade, anlaşılır ve görsel açıdan güçlü arayüz tasarımları, bilimsel verinin saha uygulamasına dönüşmesinde kilit rol oynar. Aynı zamanda kullanıcıdan gelen geri bildirimlerin sistemin öğrenme sürecine dâhil edilmesi, adaptif veri döngüsü adı verilen dinamik bir gelişim modelini oluşturur (Mahmood et al., 2019; Peart et al., 2019).

4. Bilimsel Ölçümden Uygulamalı Takibe: Paradigma Değişimi

Spor bilimlerinde ölçüm geleneği uzun yıllar boyunca “kontrollü ortam – standart protokol – tek zamanlı ölçüm” üçlüsüne dayanmıştır (Dotan & Bar-Or, 1983; Kannus, 1994; Vergès et al., 2003). Bu yaklaşım, deneysel güvenilirliği yüksek olsa da, performansın gerçek dünyadaki değişken yapısını yansıtmakta yetersiz kalmıştır. Sporcuların psikolojik durumu, çevresel koşullar, antrenman yükü veya

uyku kalitesi gibi dinamik deęişkenler laboratuvar ortamında sabitlenmiř kořullara indirgenmiř; bu da saha uygulamalarıyla laboratuvar verileri arasında belirgin farklılıklar doğurmuřtur (Bădescu et al., 2022; Fuss et al., 2008; Kos et al., 2018).

Mobil teknolojilerin yükseliřiyle birlikte, bu sınırlı paradigma yerini “sürekli ve bağlamsal ölçüm” anlayıřına bırakmıřtır (Chidambaram et al., 2022; Ellapen & Paul, 2016). Artık ölçüm, antrenman sürecinin doğal bir parçası hâline gelmiř; sporcu davranıřı gerçek zamanlı olarak izlenebilir bir forma kavuřmuřtur. Bu dönüşüm, yalnızca veri toplama biçimini deęil, spor biliminde bilginin üretim sürecini de deęiřtirmiřtir (Kos et al., 2018; Windt et al., 2020).

Mobil laboratuvar yaklařımı, ölçümden çok takip ve anlamlandırma kavramlarına odaklanır (De Fazio et al., 2023; Temko, 2017). Laboratuvar ortamında tek bir seferde elde edilen veri, artık günlük, haftalık veya mevsimsel bazda toplanan çok boyutlu veri akıřının bir parçası hâline gelmiřtir (Peart et al., 2019; Torres-Ronda et al., 2022). Bu da performansın zamana baęlı eęilimlerini, toparlanma süreçlerini ve yorgunluk desenlerini yüksek çözünürlüklü biçimde analiz etmeyi mümkün kılar. Özellikle yapay zekâ destekli analizlerle, sporcunun bireysel performans paternleri modellenilebilmekte ve öngörücü (predictive) karar mekanizmaları geliřtirilebilmektedir (Bunker & Thabtah, 2019; Horvat & Job, 2020; Van Eetvelde et al., 2021).

Bu yeni paradigma, bilimsel metodolojide de önemli bir zihniyet deęiřimini beraberinde getirmiřtir. Geleneksel yaklařımda arařtırma, “önceden belirlenmiř hipotezleri test etme” üzerine kuruluken; mobil sistemlerde veri yönlendirmeli (data-driven) analizler, hipotezlerin dinamik biçimde yeniden tanımlanmasına olanak tanır (Karetnikov, 2019; Wbaid et al., 2025). Bu durum, antrenman bilimi ağıısından daha çevik, tekrarlanabilir ve bireye özgü arařtırma modellerinin geliřmesini saęlamaktadır.

Uygulama düzeyinde ise mobil laboratuvar, antrenör ve sporcu arasındaki iletiřimi güçlendiren bir köprü iřlevi görür (Dobiasch et al., 2022; Kim et al.,

2017). Ölçüm sonuçlarının anında geri bildirim olarak sunulabilmesi, antrenman yoğunluğu, toparlanma süresi veya teknik uygulama kalitesine ilişkin kararların verilmesini kolaylaştırır. Örneğin, mobil kalp hızı değişkenliği ölçümü antrenman öncesi toparlanma düzeyini değerlendirirken; hareket analizi uygulamaları yorgunluk kaynaklı teknik bozulmaları tespit edebilir (Georgiou et al., 2018; Temko, 2017). Böylece bilimsel veri, sahadaki karar verme sürecinin doğrudan bir girdisi hâline gelir.

Bununla birlikte, bu paradigma değişimi yalnızca teknolojik yeniliklerle açıklanamaz. Asıl önemli olan, bilimsel bilginin üretim ve kullanım biçiminin dönüşümüdür. Mobil laboratuvar, araştırmacıyı sahaya, sporcuyu ise bilimsel veriye yaklaştırarak çift yönlü bir öğrenme döngüsü yaratır. Araştırmacı sahadan gelen veriyi analiz ederken, antrenör de bilimsel çıktılardan anında yararlanabilir (Dobiasch et al., 2022; Monteiro-Guerra et al., 2019). Bu etkileşim, “bilim laboratuvardan çıkarak sahaya iniyor” söylemini artık sembolik değil, pratik bir gerçeklik hâline getirmiştir.

Sonuç olarak mobil ölçüm sistemleri, spor bilimlerinde statik doğruluktan dinamik geçerliliğe geçişin temelini oluşturmuştur. Bu geçiş, yalnızca verinin nasıl toplandığını değil, ne şekilde değerlendirildiğini de kökten değiştirmektedir. Artık amaç, tek bir ölçüm noktasındaki mükemmel doğruluk değil; süreklilik, bağlam, bireyselleştirme ve karar destek kapasitesidir. Takip eden bölümde, bu yeni dönemde karşılaşılan geçerlilik, güvenilirlik ve etik sorunları ele alınacak; mobil ölçümlerin bilimsel standartlarla nasıl bütünleştirilebileceği tartışılacaktır.

5. Geçerlilik, Güvenilirlik ve Etik Boyut

Mobil teknolojilerin spor bilimlerinde hızla yaygınlaşması, ölçümün erişilebilirliğini artırırken beraberinde önemli bilimsel ve etik sorumlulukları da getirmiştir (Ellapen & Paul, 2016; Reis et al., 2024). Her ne kadar akıllı telefonlar ve giyilebilir sensörler yüksek çözünürlüklü veriler sunabilse de bu verilerin bilimsel geçerlilik ve güvenilirlik açısından laboratuvar standartlarına denk olup

olmadığı, hâlen dikkatle değerlendirilmesi gereken bir konudur (Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Turan, et al., 2023; Georgiou et al., 2018).

5.1 Geçerlilik (Validity) ve Güvenilirlik (Reliability)

Geçerlilik, ölçüm aracının gerçekten ölçmek istediği değişkeni ne ölçüde doğru yansıttığını ifade eder (Ulupınar, Özbay, et al., 2025). Mobil sistemlerde geçerliliği etkileyen faktörler arasında sensör kalibrasyonu, örnekleme frekansı, veri filtreleme algoritmaları ve çevresel gürültü koşulları yer alır (Çabuk et al., 2026; Glatthorn et al., 2011; Khushhal et al., 2017). Örneğin, akıllı telefon tabanlı ivmeölçer verileri, hareket analizinde laboratuvar düzeyinde yüksek korelasyon gösterebilir; ancak yüzey farklılıkları veya cihazın vücuda yerleşim pozisyonu sonuçları etkileyebilir (Çabuk et al., 2026; Parks et al., 2019). Bu nedenle, mobil ölçüm sistemlerinin geçerlilik düzeyleri kapsamlı karşılaştırmalı çalışmalar ile belirlenmeli ve her uygulama için standart hata payları (Standard Error of Measurement, SEM) raporlanmalıdır (Ulupınar, 2022; Ulupınar & İnce, 2021). Güvenilirlik ise ölçümün tekrarlanabilirliğini tanımlar (Kawakami et al., 1992; Ulupınar, 2022). Mobil sistemlerde güvenilirliği artırmanın yolu, ölçüm protokollerinin standardizasyonundan geçer (Ulupınar et al., 2024; Ulupınar, İnce, Gençoğlu, Asan, et al., 2025). Cihazın aynı konumda kullanılması, ölçüm sıklığının sabitlenmesi ve veri toplama sürecinin otomatikleştirilmesi, hata varyansını azaltır (Macadam et al., 2019; Stanton et al., 2016). Son yıllarda yapılan çalışmalar, bazı mobil uygulamaların kuvvet, hız veya kalp hızı değişkenliği gibi parametrelerde laboratuvar sistemlerine yakın güvenilirlik değerleri sunabildiğini göstermektedir (Georgiou et al., 2018; Khushhal et al., 2017; Macadam et al., 2019). Ancak bu bulgular cihaz, platform ve kullanıcıya göre farklılık gösterebilir; dolayısıyla bağlama özgü doğrulama (context-specific validation), mobil laboratuvarın temel gerekliliği hâline gelmiştir.

5.2 Veri Bütünlüğü ve Bilimsel Sorumluluk

Mobil sistemlerde elde edilen veriler genellikle bulut tabanlı depolama alanlarında saklanır (Alshardan et al., 2025; Mahmood et al., 2019). Bu durum,

araştırmacılara çok merkezli veri analizleri ve uzun süreli takip imkânı sunarken, veri bütünlüğü ve gizliliği açısından yeni sorumluluklar doğurur (Carter et al., 2015; Taylor, 2016). Ham verinin manipülasyona uğramaması, şifreleme protokollerinin etkinliği ve yetkisiz erişimin önlenmesi, bilimsel güvenilirliğin korunmasında kritik öneme sahiptir (Fuller et al., 2017). Ayrıca mobil uygulama geliştiricilerinin kullandıkları analiz algoritmalarının şeffaf ve açık kaynaklı olması, bilimsel topluluk içinde denetlenebilirliği artırır (Parker, 2012). Bu noktada, araştırmacıların yalnızca veriyi toplamakla değil, verinin nasıl işlendiğini ve hangi varsayımlar altında analiz edildiğini de raporlaması gerekir (Ford et al., 2023).

5.3 Etik Boyut ve Kullanıcı Gizliliği

Mobil laboratuvar sistemleri, sporcuların fizyolojik, psikolojik ve davranışsal verilerini sürekli kaydeder (Ford et al., 2023; Rothstein et al., 2020). Bu verilerin doğrudan kişisel sağlık bilgisi niteliğinde olması, etik denetim ve onam süreçlerinin titizlikle yürütülmesini zorunlu kılar (Ford et al., 2023; Parker, 2012). Katılımcılardan bilgilendirilmiş onam alınmadan yapılan veri toplama faaliyetleri, araştırma etiği açısından kabul edilemez (Ford et al., 2023; Parker, 2012). Ayrıca, verilerin anonimleştirilmesi ve yalnızca bilimsel amaçla kullanılması temel ilkeler arasında yer almalıdır (Harriss et al., 2019; Parker, 2012).

Etik açıdan bir diğer önemli konu, mobil ölçüm verilerinin yanlış yorumlanma veya kötüye kullanım riskidir (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Habelalmateen & Kumar, 2025). Örneğin, bir sporcunun fizyolojik stres düzeylerinin antrenman dışı karar süreçlerinde (seçim, performans değerlendirmesi, sözleşme vb.) kullanılması, etik sınırların ihlaline neden olabilir. Bu tür risklerin önlenmesi için kurumların, mobil uygulama kullanımıyla ilgili etik yönergeler geliştirmesi ve araştırmacıların bu çerçevelere uygun hareket etmesi gerekmektedir (Ford et al., 2023; Harriss et al., 2019; Rothstein et al., 2020).

Bu bağlamda, mobil ölçüm teknolojilerinin güvenilir biçimde bilimsel araştırmalara entegre edilebilmesi, yalnızca sensör hassasiyetine değil, veri yönetimi etiğine ve kullanıcı haklarına da bağlıdır. Bu konular kitabın ilerleyen bölümlerinde (özellikle Kitap II. Bölüm 9'da) daha ayrıntılı biçimde tartışılacaktır.

6. Gelecek Perspektifi: Bilim–Saha Köprüsünün Yeni Dönemi

Mobil laboratuvar kavramı, spor bilimlerinde yalnızca teknik bir yenilik değil, bilgi üretiminin doğasını değiştiren yapısal bir dönüşümdür (Fuss et al., 2008; Kos et al., 2018; Windt et al., 2020). Bu dönüşüm, önümüzdeki on yılda hem akademik araştırma süreçlerini hem de antrenman planlama pratiklerini derinden etkileyecek görünmektedir (Ellapen & Paul, 2016; Zhou et al., 2025). Geleceğin spor bilimi, sabit cihazların değil, birbirine bağlı mobil sistemlerin oluşturduğu “ağ tabanlı ölçüm ekosistemleri” üzerine kurulacaktır (Buser et al., 2022; Laukyte, 2020).

Bu yeni dönemde, bilim ve saha arasındaki geleneksel sınırların giderek silikleşeceği öngörülmektedir (Carter et al., 2015; Desai, 2024). Üniversiteler, araştırma merkezleri ve kulüpler, aynı veri altyapısı üzerinden ortak analizler yürütebilecek; böylece çok-merkezli, dinamik ve uygulama temelli veri bilimi sporun gündelik pratiğinin bir parçası hâline gelecektir (Guppy et al., 2023; Thukral & Ratten, 2021). Akademik bilgi, artık yalnızca bilimsel dergilerde yayımlanan sonuçlar olarak değil, antrenman sahasında gerçek zamanlı geri bildirim olarak da işlev görecektir (De Fazio et al., 2023; Desai, 2024; Fuss et al., 2008). Bu etkileşim, bilimsel bilginin üretim sürecini doğrusal olmaktan çıkarıp, sahadan beslenen döngüsel bir yapıya dönüştürecektir (Crang et al., 2021).

Gelecekteki mobil laboratuvarlar, yapay zekâ destekli karar mekanizmaları sayesinde yalnızca veri toplayan değil, veriye dayalı öneriler sunan sistemlere dönüşecektir (Chidambaram et al., 2022; Nahavandi et al., 2022; Reis et al., 2024). Bu sistemler, sporcunun fizyolojik yanıtlarını, antrenman geçmişini, çevresel koşulları ve psikolojik profillerini aynı anda değerlendirerek, kişiye özgü

antrenman veya toparlanma stratejileri önerebilecektir (Chidambaram et al., 2022; Grivas & Safari, 2025; Wbaid et al., 2025). Böylelikle yapay zekâ, araştırmacının yerini almak yerine, karar destek aracı olarak bilimsel sezgi ve deneyimi güçlendiren bir rol üstlenecektir.

Bununla birlikte, teknolojik gelişmenin hızına rağmen, mobil laboratuvarın geleceğinde en kritik unsur hâlâ insan faktörüdür (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Ford et al., 2023; Harriss et al., 2019). Teknolojinin ürettiği verinin anlam kazanabilmesi, araştırmacının metodolojik titizliği, antrenörün deneyimi ve sporcunun öz farkındalığı ile mümkündür (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Harriss et al., 2019; Rothstein et al., 2020). Bu nedenle geleceğin spor bilimi, yalnızca algoritmaların değil, insan–teknoloji iş birliğinin etkin yönetimine dayanacaktır (Fuller et al., 2017; Rothstein et al., 2020; Taylor, 2016). Dijital ölçüm sistemleri, karar almayı kolaylaştırabilir; ancak etik, bağlam ve sezgisel değerlendirme gibi insana özgü unsurlar, bilimsel ilerlemenin yönünü belirlemeye devam edecektir (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Habelalmateen & Kumar, 2025; Rothstein et al., 2020).

Yakın gelecekte, entegratif veri altyapıları da spor bilimlerinin gelişiminde belirleyici rol oynayacaktır. Mobil uygulamalar, laboratuvar testlerinden elde edilen verilerle bütünleştirilerek bireyin “360° performans profili”nin oluşturulmasına olanak tanıyacaktır (Carter et al., 2015; Desai, 2024). Bu bütüncül yaklaşım sayesinde hem araştırma kalitesi artacak hem de saha antrenmanları bilimsel temellere daha güçlü biçimde dayanacaktır (Guppy et al., 2023; Reis et al., 2024; Zhou et al., 2025). Ayrıca, açık veri (open data) kültürünün yaygınlaşması, farklı kurumların iş birliğini kolaylaştıracak ve spor biliminde daha şeffaf, karşılaştırılabilir ve yeniden üretilebilir bilgi üretimi modellerini destekleyecektir (Krüger et al., 2023).

Son olarak, mobil laboratuvarların yaygınlaşmasıyla birlikte, spor bilimleri eğitimi de dönüşecektir (Robertson & Bearman, 2022; Wallhead et al., 2021). Öğrenciler, artık yalnızca laboratuvar protokollerini değil; veri toplama,

kodlama, istatistiksel modelleme ve etik veri yönetimi gibi dijital yetkinlikleri de öğrenmek zorundadır (Petry & de Jong, 2022). Böylece mobil laboratuvar, yalnızca bir araştırma aracı değil, geleceğin spor bilimci profilinin şekillendiği bir eğitim platformu hâline gelecektir (Putra et al., 2024; Reis et al., 2024).

Bu bütüncül bakış açısı, spor bilimlerinde “bilim–saha” ayrımını ortadan kaldırarak, her iki dünyanın ortak paydasında yeni bir dönemin kapılarını aralamaktadır (Mahmood et al., 2019; Peart et al., 2019). Mobil laboratuvar, bu dönüşümün hem sembolü hem de itici gücü olarak, geleceğin spor ekosisteminde bilimin pratikle bütünleştiği en güçlü köprülerden biri olmaya adaydır (Sellitto et al., 2016; Wahyudi & Yunus, 2025).

7. Sonuç

Mobil laboratuvar kavramı, spor bilimlerinde ölçümün doğasını yeniden tanımlamaktadır. Geleneksel laboratuvar temelli yaklaşımlarda veri, kontrollü koşullarda tek seferlik olarak elde edilirken; mobil teknolojilerle birlikte ölçüm, sürekli, kişiselleştirilmiş ve bağlam duyarlı bir yapıya kavuşmuştur. Bu durum, spor bilimlerinde yalnızca yeni bir teknik araç değil, bilgi üretimi ve uygulaması arasındaki sınırları kaldıran bir paradigma değişimi anlamına gelmektedir.

Bu bölümde tartışıldığı üzere, mobil laboratuvar; akıllı telefon sensörleri, giyilebilir teknolojiler, yapay zekâ destekli analiz sistemleri ve kullanıcı etkileşimini bir araya getiren çok katmanlı bir ekosistemdir. Bu ekosistem hem akademik araştırmalarda hem de saha uygulamalarında verinin erişilebilirliğini ve anlamlılığını artırmıştır. Artık performans ölçümü yalnızca laboratuvarın fiziksel duvarlarıyla sınırlı değildir; bir antrenman sahası, bir spor salonu veya bir açık hava parkuru da bilimsel ölçüm ortamına dönüşebilmektedir.

Mobil laboratuvarın en önemli katkısı, bilim ve pratiği ortak bir zeminde buluşturmasıdır. Akademisyen, antrenör ve sporcu artık aynı veriyi paylaşmakta, yorumlamakta ve eyleme dönüştürebilmektedir. Bu etkileşim, bilimsel çıktının sahada karşılık bulmasını; saha gözlemlerinin ise bilimsel araştırmalara yön vermesini sağlamaktadır. Böylelikle “bilim–saha köprüsü”, yalnızca kavramsal

bir metafor deęil, veriye dayalı karar verme süreçlerinin temel dayanaęı hâline gelmiştir.

Bununla birlikte, mobil ölçüm teknolojilerinin gelecekteki başarısı, yalnızca sensör hassasiyeti veya yazılım zekâsıyla deęil; bilimsel titizlik, etik sorumluluk ve insan merkezli yaklaşımın korunmasıyla mümkün olacaktır. Veri güvenliği, gizlilik, algoritmik önyargı ve etik onam süreçleri, mobil laboratuvar uygulamalarının sürdürülebilirliği için vazgeçilmez unsurlardır. Bu nedenle, mobil ölçüm sistemlerinin yaygınlaşmasıyla birlikte, bilimsel doğrulama ve etik denetim süreçlerinin de aynı hızda gelişmesi gerekmektedir.

Sonuç olarak, mobil laboratuvarlar spor bilimlerinde demokratikleşmiş ölçüm çağını başlatmıştır. Her bireyin cebinde bir laboratuvar taşıdığı bu yeni dönemde, bilimsel veriye erişim daha yaygın, analizler daha hızlı ve uygulamalar daha kişiselleştirilmiş hâle gelmiştir. Bu dönüşüm, yalnızca teknolojik deęil; metodolojik, kültürel ve eğitimsel bir devrimi de beraberinde getirmektedir.

Bu bölüm, mobil laboratuvar kavramının kavramsal, teknik ve etik temellerini ortaya koyarak, kitabın geri kalan bölümlerine yön veren çerçeveyi oluşturmuştur. İzleyen bölümler, bu temeller üzerine inşa edilerek; sensör ekosistemleri, yapay zekâ uygulamaları, biyometrik analizler ve veri güvenliği gibi konuları ayrıntılı biçimde ele alacaktır. Böylece spor bilimlerinde dijital dönüşümün bütün katmanları, bilimsel doğruluk ve uygulama geçerlilięi çerçevesinde bütüncül bir yaklaşımla değerlendirilmiş olacaktır.

Kaynakça

- Alshardan, A., Mahgoub, H., Alahmari, S., Alonazi, M., Marzouk, R., & Mohamed, A. (2025). Cloud-to-Thing continuum-based sports monitoring system using machine learning and deep learning model. *PeerJ Computer Science*, 11, e2539.
- Asan, S., Gencoglu, C., Savas, B. C., Ulupınar, F., Eroz, S., Taskiran, C., & Mavıbas, M. (2025). The Investigation of Aerobic Performance and Body Composition in Young Athletes in Terms of Chronotype. *Slobozhanskyi Herald of Science and Sport*, 29(3), 234-241.
- Bădescu, D., Zaharie, N., Stoian, I., Bădescu, M., & Stanciu, C. (2022). A narrative review of the link between sport and technology. *Sustainability*, 14(23), 16265.
- Beneke, R., Pollmann, C., Bleif, I., Leithäuser, R., & Hütler, M. (2002). How anaerobic is the Wingate Anaerobic Test for humans? *European journal of applied physiology*, 87(4), 388-392.
- Bucea-Manea-Tonis, R., Păun, D. G., Coelho, A. S., Urdes, L., Mihoreanu, L., & Martins, O. M. (2025). Ethical challenges using technology in sport competitions. *Intangible Capital*, 21(3), 406-426.
- Bunker, R. P., & Thabtah, F. (2019). A machine learning framework for sport result prediction. *Applied computing and informatics*, 15(1), 27-33.
- Buser, M., Woratschek, H., Dickson, G., & Schönberner, J. (2022). Toward a sport ecosystem logic. *Journal of Sport Management*, 36(6), 534-547.
- Carter, A., Liddle, J., Hall, W., & Chenery, H. (2015). Mobile phones in research and treatment: ethical guidelines and future directions. *JMIR mHealth and uHealth*, 3(4), e4538.
- Chamari, K. a., Hachana, Y., Ahmed, Y., Galy, O., Sghaier, F., Chatard, J., Hue, O., & Wisløff, U. (2004). Field and laboratory testing in young elite soccer players. *British journal of sports medicine*, 38(2), 191-196.
- Chidambaram, S., Maheswaran, Y., Patel, K., Sounderajah, V., Hashimoto, D. A., Seastedt, K. P., McGregor, A. H., Markar, S. R., & Darzi, A. (2022). Using artificial intelligence-enhanced sensing and wearable technology in sports medicine and performance optimisation. *Sensors*, 22(18), 6920.
- Crang, Z. L., Duthie, G., Cole, M. H., Weakley, J., Hewitt, A., & Johnston, R. D. (2021). The validity and reliability of wearable microtechnology for intermittent team sports: A systematic review. *Sports Medicine*, 51(3), 549-565.
- Çabuk, S., Ulupınar, S., İnce, İ., & Özbay, S. (2026). Can OpenCap deliver valid and reliable kinematic data for motion analysis? A systematic review and three-level meta-analysis. *Biology of Sport*, 43(1), 555-573.
- Da Silva, J. F., Guglielmo, L. G., Carminatti, L. J., De Oliveira, F. R., Dittrich, N., & Paton, C. D. (2011). Validity and reliability of a new field test (Carminatti's test) for soccer players compared with laboratory-based measures. *Journal of Sports Sciences*, 29(15), 1621-1628.

- De Fazio, R., Mastronardi, V. M., De Vittorio, M., & Visconti, P. (2023). Wearable sensors and smart devices to monitor rehabilitation parameters and sports performance: an overview. *Sensors*, 23(4), 1856.
- Desai, V. (2024). The future of artificial intelligence in sports medicine and return to play. *Seminars in Musculoskeletal Radiology*,
- Dobiasch, M., Oppl, S., Stöckl, M., & Baca, A. (2022). Direct mobile coaching as a paradigm for the creation of mobile feedback systems. *Applied Sciences*, 12(11), 5558.
- Dotan, R., & Bar-Or, O. (1983). Load optimization for the Wingate anaerobic test. *European journal of applied physiology and occupational physiology*, 51(3), 409-417.
- Ellapen, T. J., & Paul, Y. (2016). Innovative sport technology through cross-disciplinary research: Future of sport science. *South African Journal for Research in Sport, Physical Education and Recreation*, 38(3), 51-59.
- Ellens, S., Moran, C., & Varley, M. C. (2025). Concurrent validity and between-device reliability of the Catapult Vector S8 GNSS device. *PLoS One*, 20(10), e0333792.
- Ford, E., Milne, R., & Curlewis, K. (2023). Ethical issues when using digital biomarkers and artificial intelligence for the early detection of dementia. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(3), e1492.
- Fuller, D., Shareck, M., & Stanley, K. (2017). Ethical implications of location and accelerometer measurement in health research studies with mobile sensing devices. *Social Science & Medicine*, 191, 84-88.
- Gençoğlu, C., Ulupinar, S., Özbay, S., Ouergui, I., & Franchini, E. (2023). Reliability and validity of the kickboxing anaerobic speed test. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 94(3), 715-724.
- Gençoğlu, C., Ulupinar, S., Özbay, S., Turan, M., Savaş, B. Ç., Asan, S., & İnce, İ. (2023). Validity and reliability of “My Jump app” to assess vertical jump performance: a meta-analytic review. *Scientific reports*, 13(1), 20137.
- Georgiou, K., Larentzakis, A. V., Khamis, N. N., Alsuhailbani, G. I., Alaska, Y. A., & Giallafos, E. J. (2018). Can wearable devices accurately measure heart rate variability? A systematic review. *Folia medica*, 60(1), 7-20.
- Glatthorn, J. F., Gouge, S., Nussbaumer, S., Stauffacher, S., Impellizzeri, F. M., & Maffiuletti, N. A. (2011). Validity and reliability of Optojump photoelectric cells for estimating vertical jump height. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 25(2), 556-560.
- Grivas, G. V., & Safari, K. (2025). Artificial Intelligence in Endurance Sports: Metabolic, Recovery, and Nutritional Perspectives. *Nutrients*, 17(20), 3209.
- Guppy, F., Muniz-Pardos, B., Angeloudis, K., Grivas, G. V., Pitsiladis, A., Bundy, R., Zelenkova, I., Tanisawa, K., Akiyama, H., & Keramitsoglou, I. (2023). Technology innovation and Guardrails in elite sport: the future is now. *Sports Medicine*, 53(Suppl 1), 97-113.

Habelalmateen, M. I., & Kumar, R. A. (2025). Ethical Implications and Regulatory Frameworks Surrounding the Use of IoT Technology in Sports. In *Advances in Sports Science and Technology* (pp. 94-99). CRC Press.

[Record #75 is using a reference type undefined in this output style.]

Hennessy, L., & Jeffreys, I. (2018). The current use of GPS, its potential, and limitations in soccer. *Strength & Conditioning Journal*, 40(3), 83-94.

Horvat, T., & Job, J. (2020). The use of machine learning in sport outcome prediction: A review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(5), e1380.

İnce, İ. (2024). Düşük Maliyetle ve El yapımıyla Geliştirilen Bir Kuvvet Platformunun Güvenirliği ve Geçerliği. *Gazi Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 29(3), 124-133.

Iskra, M., Voigt, L., & Raab, M. (2024). Accounting for dynamic cognition–action interaction in decision-making tasks in sports: A scoping review. *Sport, Exercise, and Performance Psychology*.

Kannus, P. (1994). Isokinetic evaluation of muscular performance. *International journal of sports medicine*, 15(S 1), S11-S18.

Karetnikov, A. (2019). Application of data-driven analytics on sport data from a professional bicycle racing team. *Eindhoven University of Technology, The Netherlands*.

Kawakami, Y., Nozaki, D., Matsuo, A., & Fukunaga, T. (1992). Reliability of measurement of oxygen uptake by a portable telemetric system. *European journal of applied physiology and occupational physiology*, 65(5), 409-414.

Khushhal, A., Nichols, S., Evans, W., Gleadall-Siddall, D. O., Page, R., O'Doherty, A. F., Carroll, S., Ingle, L., & Abt, G. (2017). Validity and reliability of the Apple Watch for measuring heart rate during exercise. *Sports medicine international open*, 1(06), E206-E211.

Kim, S.-M., Ryu, C.-S., & You, K.-S. (2017). Development and application of mobile coaching systems of each sport game for athletic directors. *International Information Institute (Tokyo). Information*, 20(1B), 549.

Kos, A., Wei, Y., Tomažič, S., & Umek, A. (2018). The role of science and technology in sport. *Procedia Computer Science*, 129, 489-495.

Krüger, M., Biniossek, C., Stocker, M., & Betz, D. (2023). Perspectives and potentials of open data for the sports sciences. *Zeitschrift für Sportpsychologie*.

Laukyte, M. (2020). Disruptive technologies and the sport ecosystem: A few ethical questions. *Philosophies*, 5(4), 24.

Leger, L., & Thivierge, M. (1988). Heart rate monitors: validity, stability, and functionality. *The Physician and Sportsmedicine*, 16(5), 143-151.

- Macadam, P., Cronin, J., Neville, J., & Diewald, S. (2019). Quantification of the validity and reliability of sprint performance metrics computed using inertial sensors: A systematic review. *Gait & posture*, 73, 26-38.
- Mahmood, Z., Bibi, N., Usman, M., Khan, U., & Muhammad, N. (2019). Mobile cloud based-framework for sports applications. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 30(4), 1991-2019.
- Monteiro-Guerra, F., Rivera-Romero, O., Fernandez-Luque, L., & Caulfield, B. (2019). Personalization in real-time physical activity coaching using mobile applications: a scoping review. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 24(6), 1738-1751.
- Nahavandi, D., Alizadehsani, R., Khosravi, A., & Acharya, U. R. (2022). Application of artificial intelligence in wearable devices: Opportunities and challenges. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 213, 106541.
- Özbay, S., Ulupinar, S., Çinar, V., & Akbulut, T. (2019). Üst Gövde Kuvvetinin Belirlenmesinde Kullanılan Kolay Uygulanabilir Laboratuvar Dışı Yöntemlerin Güvenirliliği. *Türkiye Klinikleri Journal of Sports Sciences*, 11(2).
- Parker, M. (2012). Ethical considerations related to mobile technology use in medical research. *Journal of Mobile Technology in Medicine*, 1(3), 50-52.
- Parks, M., Chien, J. H., & Siu, K.-C. (2019). Development of a mobile motion capture (MO2CA) system for future military application. *Military medicine*, 184(Supplement_1), 65-71.
- Patalas-Maliszewska, J., Pajak, I., Krutz, P., Pajak, G., Rehm, M., Schlegel, H., & Dix, M. (2023). Inertial sensor-based sport activity advisory system using machine learning algorithms. *Sensors*, 23(3), 1137.
- Peake, J. M., Kerr, G., & Sullivan, J. P. (2018). A critical review of consumer wearables, mobile applications, and equipment for providing biofeedback, monitoring stress, and sleep in physically active populations. *Frontiers in physiology*, 9, 743.
- Peart, D. J., Balsalobre-Fernández, C., & Shaw, M. P. (2019). Use of mobile applications to collect data in sport, health, and exercise science: A narrative review. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 33(4), 1167-1177.
- Petry, K., & de Jong, J. (2022). *Education in sport and physical activity: Future directions and global perspectives*. Routledge.
- Putra, C. A., Permadi, A. S., & Setiawan, M. A. (2024). Information technology innovation in sports learning: understanding global trends and challenges. *Retos*, 58, 844-854.
- Rana, M., & Mittal, V. (2020). Wearable sensors for real-time kinematics analysis in sports: A review. *IEEE Sensors Journal*, 21(2), 1187-1207.
- Reis, F. J., Alaiti, R. K., Vallio, C. S., & Hespanhol, L. (2024). Artificial intelligence and Machine Learning approaches in sports: Concepts, applications, challenges, and future perspectives. *Brazilian journal of physical therapy*, 28(3), 101083.

- Robertson, J., & Bearman, M. (2022). The utility of new technologies in the future of sport education. In *Education in Sport and Physical Activity* (pp. 75-83). Routledge.
- Rothstein, M. A., Wilbanks, J. T., Beskow, L. M., Brelsford, K. M., Brothers, K. B., Doerr, M., Evans, B. J., Hammack-Aviran, C. M., McGowan, M. L., & Tovino, S. A. (2020). Unregulated health research using mobile devices: Ethical considerations and policy recommendations. *Journal of Law, Medicine & Ethics*, 48(S1), 196-226.
- Sellitto, C., Bingley, S., & Burgess, S. (2016). A model for evaluating mobile device adoption in community sports organizations. *Bulletin of Science, Technology & Society*, 36(4), 211-218.
- Silva, A. F., Conte, D., & Clemente, F. M. (2020). Decision-making in youth team-sports players: a systematic review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(11), 3803.
- Soulé, B., Marchant, G., & Verchère, R. (2022). Sport and fitness app uses: a review of humanities and social science perspectives. *European Journal for Sport and Society*, 19(2), 170-189.
- Stanton, R., Hayman, M., Humphris, N., Borgelt, H., Fox, J., Del Vecchio, L., & Humphries, B. (2016). Validity of a Smartphone-Based Application for Determining Sprinting Performance. *Journal of Sports Medicine*, 2016(1), 7476820.
- Taboga, P., Giovanelli, N., Spinazzè, E., Cuzzolin, F., Fedele, G., Zanuso, S., & Lazzer, S. (2022). Running power: lab based vs. portable devices measurements and its relationship with aerobic power. *European Journal of Sport Science*, 22(10), 1555-1568.
- Taylor, L. (2016). No place to hide? The ethics and analytics of tracking mobility using mobile phone data. *Environment and Planning D: Society and Space*, 34(2), 319-336.
- Temko, A. (2017). Accurate heart rate monitoring during physical exercises using PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(9), 2016-2024.
- Thukral, E., & Ratten, V. (2021). Sport innovation, entrepreneurship and digital ecosystems. In *Innovation and entrepreneurship in sport management* (pp. 122-136). Edward Elgar Publishing.
- Torous, J., & Roberts, L. W. (2017). Needed innovation in digital health and smartphone applications for mental health: transparency and trust. *JAMA psychiatry*, 74(5), 437-438.
- Torres-Ronda, L., Beanland, E., Whitehead, S., Sweeting, A., & Clubb, J. (2022). Tracking systems in team sports: a narrative review of applications of the data and sport specific analysis. *Sports Medicine-Open*, 8(1), 15.
- Ulupınar, S. (2022). Atletik performans Ölçümlerinde test–Tekrar test güvenilirliği analizleri. *İstanbul Gelişim Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(2), 738-747.

- Ulupınar, S., Gençoğlu, C., Saydam, S., Özbayraktar, Y. S., & Özbay, S. (2024). My Jump” Uygulaması için Kapsamlı bir Güvenirlilik Analizi: Tekrarlı Ölçümler ve Çoklu Değerlendirici Yaklaşımı. *Fenerbahçe Üniversitesi Spor Bilimleri Dergisi*, 4(2), 30-42.
- Ulupınar, S., & İnce, İ. (2021). SPOR BİLİMLERİNDE ETKİ BÜYÜKLÜĞÜ VE ALTERNATİF İSTATİSTİK YAKLAŞIMLARI. *Spormetre Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 19(1), 1-17.
- Ulupınar, S., İnce, İ., Gençoğlu, C., Asan, S., Çabuk, S., & Özbay, S. (2025). Validity and Reliability of the Athletic Shoulder Test: A Brief Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of Musculoskeletal & Neuronal Interactions*, 25(3), 351.
- Ulupınar, S., İnce, İ., Gençoğlu, C., Özbay, S., & Çabuk, S. (2025). Enhancing Post-Exercise Oxygen Kinetics Modeling With Physiological Bounds and Manual $\dot{V}O_2$ baseline Input: A Novel Approach. *European Journal of Sport Science*, 25(5), e12306.
- Ulupınar, S., Özbay, S., Ulupınar, F., Asan, S., İnce, İ., Bedir, D., Gençoğlu, C., & Çabuk, S. (2025). KIP ve SPSS Karşılaştırması: Akademik Araştırmalar için Güvenilir ve Geçerli Bir İstatistik Yazılımı. *Journal of Computer and Education Research*, 13(25), 602-627.
- Van Eetvelde, H., Mendonça, L. D., Ley, C., Seil, R., & Tischer, T. (2021). Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review. *Journal of experimental orthopaedics*, 8(1), 27.
- Vergès, S., Flore, P., & Favre-Juvin, A. (2003). Blood lactate concentration/heart rate relationship: laboratory running test vs. field roller skiing test. *International journal of sports medicine*, 24(06), 446-451.
- Wahyudi, N. T., & Yunus, M. (2025). Enhancing Athlete Performance with Mobile Health Applications: Benefits and Challenges. *Health Frontiers: Multidisciplinary Journal for Health Professionals*, 3(1), 1-9.
- Wallhead, T. L., Hastie, P. A., Harvey, S., & Pill, S. (2021). Academics’ perspectives on the future of sport education. *Physical Education and Sport Pedagogy*, 26(5), 533-548.
- Wbaid, S., Ahmatkhonovich, A. M., Pulatova, H., & Afzal, M. (2025). Artificial Intelligence-Powered Sports Analytics: Enhancing Performance Through Data Science. 2025 International Conference on Computational Innovations and Engineering Sustainability (ICCIES),
- Windt, J., MacDonald, K., Taylor, D., Zumbo, B. D., Sporer, B. C., & Martin, D. T. (2020). “To tech or not to tech?” A critical decision-making framework for implementing technology in sport. *Journal of athletic training*, 55(9), 902-910.
- Zhao, J., & Li, G. (2020). Study on real-time wearable sport health device based on body sensor networks. *Computer Communications*, 154, 40-47.
- Zhou, D., Keogh, J. W., Ma, Y., Tong, R. K., Khan, A. R., & Jennings, N. R. (2025). Artificial intelligence in sport: A narrative review of applications, challenges and future trends. *Journal of Sports Sciences*, 1-16.

BÖLÜM 2:

Cep Telefonu Sensör Ekosistemi

Salih ÇABUK¹, Hakan TEKİN¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Cep telefonu sensör ekosistemi, spor bilimleri ve egzersiz fizyolojisi alanlarında “laboratuvarın sahaya taşınması” fikrini somutlaştıran çok katmanlı bir ölçüm altyapısı sunmaktadır. Modern akıllı telefonlar; kinematik, konumsal ve çevresel, optik ve fizyolojik sensörler ile Bluetooth/ANT+ üzerinden entegre edilen harici cihazların birleşimi sayesinde, hareket ve fizyolojik yanıtların aynı platform üzerinden çok kanallı biçimde izlenmesine imkân tanımaktadır. Bu bölümde, cep telefonu sensör ekosistemi; (i) sensör tipleri ve temel özellikleri, (ii) fiziksel prensipler ve üretilen veri türleri, (iii) ham sinyallerden türetilmiş performans göstergelerine geçiş ve (iv) donanım ve kullanıcı davranışına bağlı hata kaynakları bağlamında ele alınmaktadır. Güncel literatür, akıllı telefon sensörlerinin yürüyüş, koşu, denge, takım sporları yük izlemi ve kısa süreli HRV değerlendirmelerinde, referans sistemlere klinik ve pratik açıdan kabul edilebilir düzeyde yakın çıktılar sağlayabildiğini; ancak cihazlar arası tutarsızlık, yerleşim farklılıkları, hareket artefaktları ve yazılımsal işleme adımlarının ölçüm belirsizliğini önemli ölçüde etkilediğini göstermektedir. Bu bölüm, cep telefonu sensör ekosistemini saha temelli araştırma tasarımı açısından kavramsal bir çerçeve içinde yapılandırarak, araştırmacı ve antrenörlere yöntem seçimi, veri yorumlama ve gelecekteki uygulamaları planlama süreçlerinde kullanılabilecek bütüncül bir referans sunmayı amaçlamaktadır.

1. Giriş

Cep telefonları, son on beş yılda yalnızca iletişim araçları olmaktan çıkarak; ivmeölçer, jiroskop, manyetometre, küresel konum belirleme sistemi [GNSS] alıcısı, barometre, kamera ve fotopletizmografi (PPG) modülleri gibi çok sayıda sensörü bünyesinde barındıran taşınabilir ölçüm platformlarına dönüşmüştür. Bu çoklu sensör ekosistemi, günlük yaşamda ve saha ortamlarında insan hareketinin, fiziksel aktivite düzeyinin ve seçili kardiyovasküler yanıtların sürekli ve düşük maliyetli biçimde izlenebilmesine olanak tanımaktadır (Del Rosario vd., 2015; Strackiewicz vd., 2021).

Akıllı telefon sensörlerinin spor ve egzersiz bilimleri açısından önemi, iki temel dönüşüm üzerinden okunabilir. Birincisi, klasik ölçüm kültürünün laboratuvar merkezli yapısıdır: Kuvvet platformları, optoelektronik 3B hareket yakalama sistemleri ve metabolik analiz cihazları gibi “altın standart” sistemler, yüksek doğrulukla veri üretmekle birlikte pahalıdır, sabit altyapı gerektirir ve ölçümü nadir, kontrollü seanslarla sınırlar. Bu yapı, sporcunun ve hastanın laboratuvara gitmesini zorunlu kılar; gerçek maç yüklenmeleri, günlük aktivite örüntüleri ve uzun dönem yük–yanıt ilişkileri çoğu zaman dolaylı göstergelerle tahmin edilmeye çalışılır (Del Rosario vd., 2015). İkincisi, akıllı telefonların yaygınlığı ve donanım kapasitesidir. Dünya çapında milyarlarca kullanıcıya ulaşan akıllı telefonlar, sensör çeşitliliği ve işlem gücü bakımından “giyilebilir ölçüm sistemleri”yle aynı sınıfa yaklaşmakta; ivmeölçer ve jiroskop verilerinden koşu ve yürüme kinematiki, GNSS verilerinden hız–mesafe profilleri, kamera ve PPG verilerinden kalp atım hızı (HR) ve kalp hızı değişkenliği (HRV) gibi parametreler üretilmektedir (Del Rosario vd., 2015; Strackiewicz vd., 2021; Grouios vd., 2023). Bu durum, yüksek maliyetli laboratuvar donanımı ile gerçek saha davranışı arasındaki boşluğu dolduran, erişilebilir ve ölçeklenebilir “mobil laboratuvar” anlayışının ortaya çıkmasını sağlamıştır.

Sağlık ve egzersiz alanındaki sistematik derlemeler, akıllı telefon sensörlerinin fiziksel aktivite tanıma (human activity recognition), adım sayımı, yürüme hızı,

koşu mekaniği ve günlük sedanter davranışın izlenmesinde, uzman ölçüm sistemlerine çoğu zaman kabul edilebilir düzeyde yaklaştığını göstermektedir (Strackiewicz vd., 2021). Benzer şekilde, akıllı telefon uygulamalarının fiziksel aktiviteyi artırmaya ve davranış değişikliğini desteklemeye yönelik müdahalelerde kısa vadede anlamlı fakat çoğunlukla orta büyüklükte etkiler üretebildiği de meta-analizlerle ortaya konmuştur (Romeo vd., 2019; Patterson vd., 2021). Bu bulgular, cep telefonlarının yalnızca veri toplama aracı değil, aynı zamanda geribildirim ve davranışsal müdahale platformu olarak da değerlendirilebileceğini göstermektedir.

Öte yandan, cep telefonu sensör verilerinin hatasız ve “altın standart” düzeyinde olduğu varsayımı gerçekçi değildir. Giyilebilir ivmeölçer ve mikro-teknoloji literatürü, aynı model cihazlar arasında bile anlamlı cihazlar arası farklılıklar olabildiğini; bu farkların ivme genliği, türetilmiş yük indeksleri ve aktivite sayımı çıktıları üzerinde sistematik önyargılar (bias) oluşturabildiğini göstermektedir (Nicolella vd., 2018). Benzer şekilde, akıllı telefon sensör doğruluğunu araştıran çalışmalar, farklı marka–model telefonlar arasında ivmeölçer, jiroskop ve oryantasyon sensörlerinin aynı fiziksel uyaran karşısında farklı tepkiler üretebildiğini; hatta aynı cihazın tarayıcı üzerinden ve yerel uygulama üzerinden okunan sensör verileri arasında bile kayda değer sapmalar olabileceğini ortaya koymuştur (Kuhlmann vd., 2021). Bu bulgular, cep telefonu sensörlerinin spor bilimi ve klinik izlemde kullanılmasında kalibrasyon, cihazlar arası karşılaştırma ve metodolojik şeffaflık gereksinimini vurgulamaktadır.

Bu bağlamda, cep telefonu sensör ekosistemini spor ve egzersiz bağlamında sağlıklı biçimde kullanabilmek için, (i) hangi sensörün hangi fiziksel prensiple çalıştığını ve hangi veri türünü ürettiğini; (ii) bu ham verilerin nasıl işlenip hız, ivme, adım frekansı, eklem kinematiki, HRV gibi türetilmiş parametrelere dönüştürüldüğünü; (iii) donanım, yerleşim ve algoritma kaynaklı başlıca hata ve belirsizlik kaynaklarını anlamak kritik önem taşımaktadır. Bu bölüm, cep telefonu sensör ekosistemini; kinematik, konumsal/çevresel, optik/fizyolojik ve

haricî sensörler çerçevesinde yapılandırarak, spor bilimleri araştırmacılarına, klinisyenlere ve antrenörlere “cep telefonu sensörlerini nasıl okumalıyız?” sorusuna yanıt arayan bütüncül bir kuramsal çerçeve sunmayı amaçlamaktadır.

Cep Telefonu Sensör Ekosistemine Genel Bakış

Cep telefonları, içinde barındırdığı kinematik (ivmeölçer, jiroskop), konumsal (GPS), çevresel (manyetometre, barometre) ve fizyolojik (kamera/PPG, mikrofon) sensörler sayesinde, hareket ve fizyolojik yanıtların aynı gövde üzerinden izlenebildiği çoklu sensör platformları hâline gelmiştir (Masiero & Vettore, 2016). Güncel derleme ve sistematik incelemeler, akıllı telefon sensörlerinin insan hareketini ve fiziksel aktiviteyi uzaktan ve düşük maliyetle izlemeye, geleneksel araştırma cihazlarına benzer doğruluk ve güvenilirlik düzeyleri sunabildiğini göstermektedir (Del Rosario vd., 2015). Spor bilimlerinde klasik ölçüm kültürü, uzun yıllar boyunca sabit laboratuvar altyapılarına (örneğin kuvvet platformları, optik 3B hareket analiz sistemleri ve metabolik analiz cihazları gibi “altın standart” sistemlere) dayanmıştır. Bu yapı, sporcunun laboratuvara gitmesini gerektiren, nadir ve kontrollü ölçüm seanslarını mümkün kılarken, saha içi davranışların ve yüklenmenin sürekliliğini yakalamakta sınırlı kalmaktadır (Bagchi vd., 2024; Patterson vd., 2016). Taşınabilir sensör teknolojilerindeki ve akıllı telefon ekosistemindeki gelişmeler, bu paradigmayı tersine çevirerek “laboratuvarın sporcunun yanına götürüldüğü” mobil laboratuvar anlayışını ortaya çıkarmıştır. Bu çerçevede, akıllı telefonlar yalnız başına veya haricî sensörlerle bütünleşmiş biçimde; anlık hız–ivme profilleri, adım karakteristikleri, kalp atım hızı ve HRV gibi göstergelerin saha koşullarında sürekli izlenmesine, yük–yanıt ilişkisinin antrenman süreci boyunca takip edilmesine ve antrenör/sporcuya gerçek zamanlı geribildirim sunulmasına olanak tanımaktadır (Straczekiewicz vd., 2021; Mendes vd., 2016; Özbay & Ulupınar, 2023; Li vd., 2019). Böylece cep telefonu, yüksek maliyetli laboratuvar donanımları ile gerçek saha davranışı arasında köprü kuran, erişilebilir ve ölçeklenebilir bir mobil ölçüm laboratuvarı olarak konumlanmaktadır.

Sensör Tipleri: Sınıflandırma ve Temel Özellikler

Cep telefonlarının sensör ekosistemi, spor bilimleri açısından kabaca dört sınıfta ele alınabilir: (i) kinematik sensörler (ivmeölçer, jiroskop, inertial measurement unit [IMU]), (ii) konumsal ve çevresel sensörler (küresel konumlama sistemi [GPS]/GNSS, manyetometre, barometre), (iii) optik ve fizyolojik sensörler (kamera, PPG, mikrofon) ve (iv) haricî sensörler ve aksesuar ekosistemi (Bluetooth/ANT+ tabanlı güç ölçerler, kalp atım hızı kayışları, giyilebilir IMU/elektromiyografi [EMG] sistemleri). Bu sınıflandırma hem sensörlerin fiziksel prensiplerine hem de ürettikleri veri türlerine dayanmaktadır ve spor performansının çok boyutlu doğasını (hareket, konum, çevre, fizyoloji) tek bir mobil platform üzerinden izlemeyi mümkün kılar (Grouios vd., 2022; Li vd., 2019; Richer vd., 2014; Yamaba vd., 2017).

Kinematik Sensörler: İvmeölçer, Jiroskop ve IMU

Kinematik sensörler, akıllı telefonların hareketi algılayan çekirdeğini oluşturur. Modern telefonlarda kullanılan ivmeölçer ve jiroskoplar, tipik olarak MEMS (micro-electro-mechanical systems) tabanlı yapılar olup, mikro ölçekte kütle–yay sistemleri ve Coriolis etkisi üzerinden lineer ivme ve açısal hız bileşenlerini ölçer (Faisal, 2019; Capuano vd., 2023; Alvim vd., 2024; Chua vd., 2011; Nikkhoo vd., 2021). İvmeölçerler yerçekimi ve hareket kaynaklı toplam ivmenin üç eksenindeki bileşenlerini, jiroskoplar ise açısal hız vektörünü üretir; manyetometre ile birlikte kullanıldığında bu sensörler IMU olarak anılır ve üç boyutlu duruş/oryantasyon tahmini mümkün hâle gelir (Mourcou vd., 2015; Fang vd., 2016).

Son yıllarda yapılan çalışmalar, akıllı telefon ivmeölçerlerinin ve jiroskoplarının hem günlük fiziksel aktivite düzeyi hem de koşu, denge, yürüme gibi görevlerdeki ivme ve kinematik değişkenleri güvenilir biçimde tahmin edebildiğini göstermektedir (Park vd., 2022; Henschke vd., 2022; Nikkhoo vd., 2021; Patonis vd., 2018). Ancak bu sensörlerin rastgele gürültü, bias drift ve sınırlı dinamik aralık gibi karakteristik hatalar içerdiği; özellikle yükseklik/hız integrasyonuna dayalı “salt ataletsel” konum tahmininde biriken hataların kontrol

altına alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Capuano vd., 2023). Spor bilimleri bağlamında IMU'lar; adım uzunluğu ve frekansı, yer temas süresi, koşu mekaniği, sıçrama iniş dinamikleri ve yüzme strok analizi gibi çok sayıda uygulamada, laboratuvar dışı koşullarda dahi yeterli geçerlik ve güvenilirlik düzeyi sunan araçlar olarak konumlanmaktadır (Zeng vd., 2022; De Groote vd., 2021).

Konumsal ve Çevresel Sensörler: GPS, Manyetometre, Barometre

Konumsal sensörlerin çekirdeğini, klasik GPS'in yanı sıra Galileo, GLONASS ve BeiDou gibi uydu sistemlerini de içeren GNSS (Global Navigation Satellite System) alıcıları oluşturur. GNSS alıcıları, uydu sinyallerinin uçuş süresini veya Doppler kaymasını kullanarak üç boyutlu konum, hız ve zaman bilgisi üretir. Çoklu takımyıldız (multi-constellation) ve çoklu frekans kullanımı, kapsama alanını genişletmekte ve özellikle açık alan sporlarında metre altı doğruluklara ulaşmayı mümkün kılmaktadır (Kumar vd., 2021; Lee vd., 2016; Dutta vd., 2020). Takım sporlarında GNSS tabanlı oyuncu takibine ilişkin çalışmalar, yüksek örnekleme hızına (10 – 18 Hz) sahip sistemlerin sprint, hızlanma ve yön değiştirme gibi yüksek şiddetli hareketleri makul bir doğrulukla yakalayabildiğini; ancak stadyum mimarisi ve uydu görünürlüğünün sinyal kalitesi üzerinde belirgin etkiler yarattığını göstermektedir (Imbach vd., 2022; Shergill vd., 2021; Zangenehnejad & Gao, 2021; Pons vd., 2019).

Çevresel sensörler arasında manyetometre ve barometre öne çıkmaktadır. Manyetometre, Dünya'nın manyetik alanını ölçerek cihazın yönelim (heading) bilgisini destekler ve jiroskop verisinin uzun süreli driftini düzeltmek için kullanılır. Barometre ise atmosfer basıncındaki değişimlerden yararlanarak yaklaşık irtifa ve kat çıkma bilgisi üretir; bu özellik, merdiven koşusu, yokuş antrenmanı ve yükseklik değişiminin önemli olduğu dayanıklılık sporlarında özellikle değerlidir. GNSS ve IMU verilerinin barometre ile birlikte kullanılması, koşu hızı-eğim ilişkisi ve “mekanik yük” tahminlerini iyileştiren füzyon yaklaşımlarına zemin hazırlamaktadır (Pérez-Chirinos Buxadé vd., 2021; Wu vd., 2007; Peart vd., 2019).

Optik ve Fizyolojik Sensörler: Kamera, PPG, Mikrofon

Akıllı telefon kameraları, uygun kare hızları ve çözünürlüklerle kullanıldığında hem iki boyutlu (2D) hareket analizi hem de derin öğrenme tabanlı iskelet tespiti (pose estimation) için güçlü bir veri kaynağıdır. Yüksek kare hızlı video ve piksel yer değiştirmesine dayalı optik akış yöntemleri, sıçrama süresi, koşu kadansı, eklem açıları ve segment hızlarının telefon kamerası üzerinden tahmin edilmesine imkân vermektedir (Mourcou vd., 2015; Zhang vd., 2020).

Fizyolojik ölçümler açısından en kritik bileşen, kamera ve LED flaş kombinasyonu ile çalışan PPG (photoplethysmography) sensörleridir. PPG sinyali, doku içindeki kan hacmi değişimlerinin yansıyan veya geçirgen ışık miktarını modüle etmesine dayanır ve nabız, HR ile HRV tahmini için kullanılabilir. Son yıllarda yapılan çok sayıda çalışma, akıllı telefon tabanlı PPG uygulamalarının hem istirahat kalp atım hızı hem de kısa süreli HRV indekslerini (örneğin RMSSD, pNN50) altın standart EKG ölçümleriyle iyi düzeyde uyumlu verdiğini, ancak bu geçerliğin genellikle kontrollü laboratuvar koşullarında gösterildiğini bildirmektedir (Holmes vd., 2020; Guede-Fernández vd., 2020; van Dijk vd., 2023; Lee and Lee, 2021). Gelişen çalışmalar, yüz videosundan elde edilen “remote PPG” yaklaşımlarının da HRV tahmini için kullanılabildiğini ve gerçek dünya kullanım senaryolarına (stres, kardiyak ritim bozuklukları, akut miyokard enfarktüsü sonrası takip vb.) taşındığını göstermektedir (Gruwez vd., 2024; Pstras vd., 2025).

Mikrofon ise, nefes sesi, adım sesi, topa vuruş gibi akustik olayları yakalayarak solunum frekansı, koşu ritmi veya top temas zamanlaması gibi ikincil metriklerin tahmini için kullanılabilir. Her ne kadar mikrofon tabanlı spor analitiği literatürü diğer sensörlere kıyasla daha sınırlı olsa da düşük maliyetli solunum izleme, yorgunluk tespiti ve teknik hata (örneğin koşu sırasında yere vurma paterni) analizi gibi alanlarda giderek artan bir kullanım potansiyeli bulunmaktadır (Grouios vd., 2022; Peart vd., 2019).

Haricî Sensörler ve Aksesuar Ekosistemi

Cep telefonları, yerleşik sensörlerin ötesinde, Bluetooth Low Energy (BLE) ve ANT+ protokolleri üzerinden çok sayıda haricî sensörle entegre olabilen bir “veri merkezi” gibi çalışır. Dayanıklılık sporlarında yaygın kullanılan kalp atım hızı göğüs kayışları, optik kol sensörleri, pedal veya göbek tabanlı güç ölçerler, bisiklet hız/kadans sensörleri ve akıllı antrenörler, mobil uygulamalarla doğrudan eşleştirilerek tek ekosistem içinde çok kanallı veri toplama imkânı sunar. Bu aksesuar ekosistemine, spor bilimleri araştırmalarında daha sık kullanılan giyilebilir IMU ve EMG sistemleri de dâhildir. Alt ekstremitte veya gövde segmentlerine yerleştirilen IMU’lar, telefonun kendi sensörleriyle birlikte çalışarak çok segmentli kinematik analizini mümkün kılar; yüzeyel EMG sistemleri, kas aktivasyon paternlerinin aynı zaman damgası altında yük ve hareket verileriyle ilişkilendirilmesini sağlar (Magalhaes vd., 2015; Yamaba vd., 2017). Böylece cep telefonu hem kendi iç sensörlerinden hem de haricî sensörlerden gelen verileri toplayan, senkronize eden ve görselleştiren bir “mobil hub” işlevi görmektedir.

Sensörlerin Fiziksel Prensipleri ve Ürettikleri Veri Türleri

MEMS tabanlı ivmeölçer ve jiroskoplar, mikro ölçekte kütle–yay sistemleri ve Coriolis kuvveti üzerinden lineer ivme ve açısal hızı algılayarak, her eksen için sürekli bir voltaj/değer zaman serisi üretir (Capuano vd., 2023). GNSS alıcıları, birden fazla uydudan gelen sinyallerin uçuş süresi ve/veya Doppler kayması bilgisini kullanarak üç boyutlu konum ve hız tahmini yapar; bu da en temel hâliyle enlem–boylam–irtifa ve vektörel hız zaman serilerine karşılık gelir (Chahal vd., 2022). Kamera sensörleri, her karede ortamdaki foton akısını piksel matrisine çevirir; ardışık kareler arasındaki piksel yer değiştirmeleri ve insan pozunu tahmini algoritmaları sayesinde “görüntü alanı” zaman içinde izlenebilir hâle gelir (Uhlrich vd., 2023). PPG sensörleri ise doku içi kan hacmindeki periyodik değişimlerin ışık soğurma/yansıma miktarını modüle etmesine dayanır ve nabız dalga formu (pulse waveform) üreterek atım aralığı (IBI) serisinin

çıkarılmasına imkân tanır (Peng vd., 2015). Tüm bu sensörlerden elde edilen ham sinyaller, uygun örnekleme frekansı, filtreleme ve zaman damgalama süreçleriyle işlenerek, spor bağlamında kullanılan mesafe, hız, ivme, eklem kinematiği, iç/dış yük ve otonom sinir sistemi göstergelerine dönüştürülür.

Konum ve Hız Tahmini: Uydu Sinyali, Doppler ve Filtrelenmiş GPS

Konum ve hız tahmininde temel referans, GNSS (GPS, Galileo, GLONASS, BeiDou vb.) uydularından gelen zaman damgalı sinyallerdir. Alıcı, en az dört uydudan gelen sinyalin uçuş süresini çözerek üç boyutlu konum ve saat hatasını tahmin eder; ayrıca sinyalin frekansındaki Doppler kayması, doğrudan hız bilgisinin daha stabil hesaplanmasına imkân tanır (Scott vd., 2016; Chahal vd., 2016). Spor uygulamalarında kullanılan 10 Hz ve üzeri GNSS/GPS üniteleri, özellikle toplam mesafe ve ortalama hız ölçümünde yüksek geçerlik ve güvenilirlik göstermekte; buna karşılık, kısa süreli yüksek şiddetli sprintler ve ani yön değiştirmelerde hata düzeylerinin belirgin biçimde arttığı rapor edilmektedir (Nikolaidis vd., 2018). Bu nedenle ham konum örnekleri, çeşitli filtreler (ör. düşük geçiren filtre, hareket modeli tabanlı Kalman filtreleri) ve hız–ivme kısıtlamaları ile işlenerek “filtrelenmiş GPS” çıktılarına dönüştürülür; bu çıktılar daha sonra hız bölgeleri, hızlanma profilleri, koşu ekonomisi göstergeleri veya maç içi dış yük indeksleri gibi türetilmiş parametrelerin hesaplanmasında kullanılır (Luteberget vd., 2023; Taborri vd., 2020). Böylece GNSS tabanlı sistemler, saha koşullarında atletik performansın mekânsal–zamansal boyutunu, laboratuvar dışı bir referans ölçüm olarak sağlamaktadır.

Işık ve Görüntü Tabanlı Ölçümler: Piksel Akışı ve PPG Prensibi

Görüntü tabanlı ölçümlerde kamera, zaman içinde ardışık kareler hâlinde piksel yoğunluğu matrisleri üretir; bu kareler arasındaki piksel akışı (optical flow), cisimlerin ve vücut segmentlerinin görüntü düzlemi üzerindeki yer değiştirmesini nicelleştirmek için kullanılır (Acı & Kuluöztürk, 2023). Derin öğrenme tabanlı insan pozu tahmini algoritmaları (OpenPose, HRNet, MMPose vb.) bu piksel bilgilerini kullanarak iki veya üç boyutlu eklem noktalarını tahmin eder; böylece

cep telefonu kamerasından eklem açıları, sıçrama uçuş süresi, iniş zamanı ve koşu kadansı gibi kinematik değişkenler elde edilebilir (Uhlrich vd., 2023; Barzyk vd., 2024; Aleksic vd., 2024; Jo & Kim, 2022). Nitekim tek akıllı telefon kamerasıyla dikey sıçrama yüksekliği ve CMJ zaman–kuvvet karakteristiklerinin, referans sistemlere kabul edilebilir yakınlıkta tahmin edilebildiğini gösteren çalışmalar mevcuttur (Webering vd., 2021).

PPG’de ise temel prensip, LED ışık kaynağı ve kamera sensörü kombinasyonu ile doku içi kan hacmindeki periyodik değişimlerin yansıyan/soğurulan ışık miktarını modüle etmesidir. Kamera tarafından kaydedilen bu parlaklık dalgalanmaları, uygun bant geçiren filtreleme ve tepe tespit algoritmalarıyla nabız dalga formuna dönüştürülür; buradan kalp atım hızı ve atımlar arası aralık serisi (IBI) çıkarılır (Peng vd., 2015; Holmes vd., 2020). Son yıllarda yapılan çalışmalar, hem parmak/bilek temasıyla elde edilen klasik PPG’nin hem de yüz videosuna dayalı “remote PPG” yaklaşımlarının, uygun koşullarda HRV indekslerini (örn. RMSSD, SDNN) EKG’ye yakın doğrulukta tahmin edebildiğini, ancak hareket artefaktı ve ışık koşullarının sonuçlar üzerinde belirleyici olduğunu vurgulamaktadır (Hillmann vd., 2025).

Ham Sinyal

Cep telefonu sensörleri düzeyinde elde edilen ham sinyaller, zamana göre örneklenmiş ivme ($m \cdot s^{-2}$), açısal hız ($deg \cdot s^{-1}$), manyetik alan (μT), konum (enlem–boylam–irtifa), piksel yoğunluğu, ışık şiddeti ve ses basıncı gibi fiziksel niceliklerdir (Kos vd., 2016; Patrinoopoulos & Kefalis vd., 2015; Romagnoli vd., 2023; Pires vd., 2016). Spor bilimleri uygulamalarında ilgi duyulan değişkenler ise çoğunlukla bu ham verilerin matematiksel dönüşümleriyle elde edilir: ivme sinyalinin integrali ve diferansiyeli kullanılarak hız, konum ve jerk; adım döngülerinin tespit edilmesiyle adım uzunluğu ve adım frekansı; yer temas ve uçuş fazlarının ayrıştırılmasıyla temas süresi ve sıçrama yüksekliği; GNSS verisinin zamana göre türeviyle anlık hız ve hızlanma; PPG dalga formundan türetilen R–R veya IBI serisi üzerinden HR ve HRV indeksleri hesaplanır

(Grouios vd., 2022; Hurt vd., 2018; Peart vd., 2019; Moya-Ramon vd., 2022). Bu türetilmiş parametreler, antrenman yükü, koşu ekonomisi, nöromüsküler performans, toparlanma durumu ve otonom denge gibi kavramların nicel temsilcileri olarak kullanılmakta; IMU, GNSS, kamera ve PPG verilerinin birlikte kullanıldığı çoklu sensör uygulamaları, iç ve dış yük göstergelerinin aynı zaman çizgisi üzerinde entegre analizine imkân tanımaktadır (Taborri vd., 2020; Peart vd., 2019).

Hata Kaynakları, Önyargılar ve Ölçüm Belirsizliği

Cep telefonu sensörleri spor bilimlerinde giderek daha fazla “ölçüm aracı” olarak kullanılmakla birlikte, bu sistemlerden elde edilen veriler çok katmanlı hata kaynaklarına ve ölçüm belirsizliğine tabidir. Ölçüm hataları; donanım düzeyindeki sensör varyasyonu, cihazın vücut üzerindeki yerleşimi ve kullanıcı davranışı, ayrıca işletim sistemi ve uygulama katmanında yapılan yazılımsal işlemler sonucunda ortaya çıkan sistematik (bias) ve rastgele bileşenlerden oluşur (Li vd., 2016). Giyilebilir ve mikroteknoloji cihazlarına ilişkin çalışmalar, aynı model içinde bile cihazlar arası (inter-device) farkların anlamlı olabildiğini ve bu farkların laboratuvar koşullarında dahi dikkatli kalibrasyon ve kalite kontrol gerektirdiğini göstermektedir (Nicolella vd., 2018). Benzer şekilde, PPG ve akıllı telefon temelli HRV çalışmalarında hareket artefaktları, ışık koşulları ve algoritmik seçimler, nabız ve HRV çıktılarında ciddi sapmalara yol açabilmektedir (Peng vd., 2015). Bu nedenle cep telefonu sensör verisini yorumlarken, yalnızca geçerlik/güvenirlilik katsayılarına değil, verinin hangi hata kaynakları altında üretildiğini ve raporlanan metriklerin hangi işleme adımlarından geçtiğini de değerlendirmek gerekmektedir.

Donanım Kaynaklı Hatalar: Cihazlar Arası Tutarsızlık ve Kalibrasyon

Donanım düzeyinde en önemli sorunlardan biri, aynı amaçla üretilmiş cihazlar arasında dahi görülen cihazlar arası tutarsızlıktır. Giyilebilir atletik takip sistemleri üzerinde yapılan çalışmalar, aynı modelden onlarca cihazın şiddet tablası üzerinde test edildiğinde, ivme genliği ve türetilmiş yük değişkenlerinde

anlamli inter-device farklar ortaya ıktıđını gstermiřtir (Nicolella vd., 2018). Benzer biimde, akıllı telefon sensr dođruluđunu inceleyen alıřmalar, farklı marka ve modellerdeki ivmeler, jiroskop ve oryantasyon sensrlerinin, aynı fiziksel uyarana karřı farklı yanıt verdiđini; hatta aynı cihazın web tarayıcısı zerinden ve yerel uygulama (native app) zerinden okunan verileri arasında bile kayda deđer sapmalar olabildiđini rapor etmektedir (Kuhlmann vd., 2021). Klasik ivmeler literatr de sensrler arası lek faktr, ofset ve grlt zelliklerinde anlamli “intermonitor variability” bulunduđunu ve bu farkların zellikle aktivite sayımı, enerji harcaması tahmini ve yk zonlaması gibi ıktılara dođrudan yansıdıđını vurgulamaktadır (Powell & Rowlands, 2004).

Yerleřim ve Kullanıcı Davranıřı Kaynaklı Hatalar

Cep telefonunun vcut zerinde nerede tařındıđı (cep, kemer, anta, el, bilek vb.) ve kullanıcının cihazla etkileřim biimi, kinematik ve aktivite tanıma ıktıları zerinde dođrudan etkiye sahiptir. rneđin, bir alıřmada telefonun cepte, belde, antada ve elde tařınması kořulları karřılařtırıldıđında, fiziksel aktivite sınıflandırma dođruluđunun konuma gre %95’ten %83’e kadar deđiřebildiđi gsterilmiřtir (Antos vd., 2013). Gait deđerlendirmesinde de, farklı yerleřim noktaları (bel, gđs, bel–L5 referansı) arasında adım uzunluđu, kadans ve hız tahminlerinde sistematik farklar grlmekte; bel–L5 seviyesinin ođu zaman “altın standart”a daha yakın sonular verdiđi rapor edilmektedir (Kuntapun vd., 2020). Benzer řekilde, adım sayısı uygulamalarının cepte tařındıđında diđer konumlara kıyasla daha dođru sonu verdiđi pek ok alıřmada gsterilmiřtir (Funk vd., 2019).

Spor Branřlarına zg Sensr Kullanım Senaryoları

Cep telefonu sensr ekosisteminin spor bilimlerindeki pratik deđer, byk lde branř-zg kullanım senaryoları zerinden somutlařmaktadır. Farklı branřlarda, telefonun ivmeler ve GNSS sensrleri; tempo, adım frekansı, adım uzunluđu, tırmanılan irtifa ve anlık hız profillerini saha kořullarında srekli izleme olanađı sunmakta, bylece kořu ekonomisi, yklenme yođunluđu ve

toparlanma süreçleri branşa özgü hız bölgeleri üzerinden yönetilebilmektedir (van den Tillaar vd., 2021; Heishman vd., 2020; Presicci vd., 2025). Takım sporlarında (futbol, rugby, basketbol vb.) GNSS/IMU tabanlı sistemler; sprint sayısı, yüksek hız koşu süresi, ivmelenme/yavaşlama sayıları ve pozisyon-temelli mesafe metrikleri gibi dış yük göstergelerini üretirken, telefon bu sensörlerle entegre çalışan bir “kontrol paneli” ve veri kaydedici olarak işlev görmektedir (Provot vd., 2024; Losada-Benitez vd., 2023; Poulouse vd., 2019). Atlamaya ve güç üretimine dayalı branşlarda ise, yüksek hızlı video veya özel uygulamalar (örneğin My Jump) aracılığıyla CMJ/dikey sıçrama yüksekliği ve uçuş süresi, kuvvet platformlarına ve optik sistemlere kıyasla pratikte kabul edilebilir doğrulukla tahmin edilebilmektedir (Balsalobre-Fernández vd., 2015; Gençoğlu vd., 2023; Ulupınar vd., 2024;). Son olarak, farklı branşlardaki sporcularda, telefon kamerası ve PPG modülleriyle elde edilen kısa süreli HR/HRV kayıtları, antrenman öncesi “hazır olma” durumunun ve otonom denge değişimlerinin günlük temelde izlenmesi için kullanılmakta; böylece aynı sensör ekosistemi, dış yük ve iç yük göstergelerini tek bir mobil platform üzerinde bütünleştiren branş-özümlü izlem stratejilerine imkân tanımaktadır (Straczekiewicz vd., 2021; Gajda vd., 2024).

Sonuç ve Gelecek Perspektif

Cep telefonu sensör ekosistemi, spor bilimlerinde ölçüm paradigmasını klasik laboratuvar merkezli yaklaşımdan, süreklilik ve saha gerçekliğini önceleyen mobil ölçüm modellerine doğru dönüştüren temel bileşenlerden biri hâline gelmiştir. İvmeölçer, jiroskop, GNSS, barometre, kamera ve PPG gibi yerleşik sensörler; güç ölçerler, HR kayışları ve giyilebilir IMU/EMG sistemleriyle oluşturulan haricî aksesuar ekosistemiyle birleştiğinde, tek bir mobil cihaz etrafında organize olmuş, çok boyutlu bir “mobil laboratuvar” ortaya çıkmaktadır. Bu yapı hem dış yük hem de iç yük ve otonom denge göstergelerinin aynı zaman çizelgesi üzerinde bütüncül biçimde izlenmesine ve antrenman–yanıt ilişkilerinin gerçek saha koşullarında modellenmesine olanak tanımaktadır.

Bununla birlikte, donanım kaynaklı cihazlar arası farklar, sensörlerin bias drift ve sınırlı dinamik aralık gibi yapısal özellikleri, cihaz yerleşimi ve kullanıcı davranışına bağlı varyasyon, işletim sistemi/uygulama katmanındaki algoritmik farklılıklar ve ham sinyallerin nasıl filtrelenip özetlendiğine ilişkin şeffaf olmayan işlem hatları, cep telefonu sensör verisinin yorumlanmasında dikkate alınması gereken kritik sınırlılıklar olarak öne çıkmaktadır.

Gelecek çalışmalarda; (i) farklı marka/model cihazlar ve sensör konfigürasyonları için standardize kalibrasyon ve doğrulama protokollerinin geliştirilmesi, (ii) yerleşim noktası ve kullanım senaryosu (cep, bel, bilek, çanta vb.) spesifik geçerlik-güvenirlik çalışmalarının sistematik biçimde raporlanması, (iii) ham sinyal işleme zincirinin (filtreleme, yeniden örnekleme, özellik çıkarımı) açık biçimde tanımlandığı, çok merkezli veri setlerinin paylaşılması ve (iv) IMU, GNSS, kamera ve PPG verilerinin birleştiği füzyon yaklaşımlarının spor performansı, yaralanma riski ve toparlanma izlemindeki klinik anlamlılıklarının test edilmesi önem taşımaktadır.

Ayrıca, cep telefonu temelli ölçüm uygulamalarının yaygınlaşmasıyla birlikte, konum, fizyolojik sinyaller ve davranışsal örüntülere ilişkin büyük hacimli verilerin üretilmesi, veri güvenliği, mahremiyet ve etik ilkeler açısından yeni sorumluluk alanları doğurmaktadır. Sporcunun rızası, verinin kimliksizleştirilmesi, saklama süreleri ve üçüncü taraflarla paylaşım koşulları gibi konuların, mevcut düzenlemelerle uyumlu çerçeveler içinde açıkça tanımlanması gerekmektedir. Sonuç olarak, cep telefonu sensör ekosistemi, uygun metodolojik tasarım, titiz doğrulama ve şeffaf raporlama ilkeleriyle desteklendiğinde, spor performansı izlemi, klinik tarama ve saha temelli araştırmalarda yüksek katma değer sunma potansiyeline sahip, hızla gelişen bir araştırma ve uygulama alanı olarak konumlanmaktadır.

Kaynakça

- Acı, N., & Kuluöztürk, M. F. (2023). Accuracy Detection in Some Sports Training Using Computer Vision and Deep Learning Techniques. *Bitlis Eren University Journal of Science and Technology*, 13(2), 133-158.
- Aleksic, J., Kanevsky, D., Mesaroš, D., Knezevic, O. M., Cabarkapa, D., Bozovic, B., & Mirkov, D. M. (2024). Validation of automated countermovement vertical jump analysis: Markerless pose estimation vs. 3D marker-based motion capture system. *Sensors* (Basel, Switzerland), 24(20), 6624.
- Alvim, P. B., Silva, J. C. F., Amorim, V., Lazaroni, P., Silva, M., & Oliveira, R. (2024). The power of gyroscope data: advancing human movement analysis for walking and running activities. In *Proceedings of the 26th International Conference on Enterprise Information Systems* (Vol. 1, pp. 510-519).
- Antos, S. A., Albert, M. V., & Kording, K. P. (2014). Hand, belt, pocket or bag: Practical activity tracking with mobile phones. *Journal of Neuroscience Methods*, 231, 22-30.
- Bagchi, A., Raizada, S., Thapa, R. K., Stefanica, V., & Ceylan, H. İ. (2024). Reliability and accuracy of portable devices for measuring countermovement jump height in physically active adults: A comparison of force platforms, contact mats, and video-based software. *Life*, 14(11), 1394.
- Balsalobre-Fernández, C., Glaister, M., & Lockey, R. A. (2015). The validity and reliability of an iPhone app for measuring vertical jump performance. *Journal of Sports Sciences*, 33(15), 1574-1579.
- Barzyk, P., Zimmermann, P., Stein, M., Keim, D., & Gruber, M. (2024). AI-smartphone markerless motion capturing of hip, knee, and ankle joint kinematics during countermovement jumps. *European Journal of Sport Science*, 24(10), 1452-1462.
- Capuano, V., Xu, L., & Estrada Benavides, J. (2023). Smartphone MEMS accelerometer and gyroscope measurement errors: Laboratory testing and analysis of the effects on positioning performance. *Sensors*, 23(17), 7609.
- Chahal, A. K., Lim, J. Z., Pan, J. W., & Kong, P. W. (2022). Inter-unit consistency and validity of 10-Hz GNSS units in straight-line sprint running. *Sensors*, 22(5), 1888.
- Chua, J. J., Fuss, F. K., & Subic, A. (2011). Evaluation of different gyroscope sensors for smart wheelchair applications. *Procedia Engineering*, 13, 519-524.

- De Groote, F., Vandevyvere, S., Vanhevel, F., & De Xivry, J. J. O. (2021). Validation of a smartphone embedded inertial measurement unit for measuring postural stability in older adults. *Gait & Posture*, 84, 17-23.
- Del Rosario, M. B., Redmond, S. J., & Lovell, N. H. (2015). Tracking the evolution of smartphone sensing for monitoring human movement. *Sensors*, 15(8), 18901-18933.
- Dutta, D., Mahato, S., Raja, S., Ganguli, S., Verma, S., & Bose, A. (2020, February). Android smartphones for GNSS studies in multi-constellation environment. In 2020 National Conference on Emerging Trends on Sustainable Technology and Engineering Applications (NCETSTE) (pp. 1-3). IEEE.
- Faisal, I. A., Purboyo, T. W., & Ansori, A. S. R. (2019). A review of accelerometer sensor and gyroscope sensor in IMU sensors on motion capture. *J. Eng. Appl. Sci*, 15(3), 826-829.
- Fang, W., Zheng, L., & Deng, H. (2016, November). A motion tracking method by combining the IMU and camera in mobile devices. In 2016 10th international conference on sensing technology (ICST) (pp. 1-6). IEEE.
- Funk, M. D., Salazar, C. L., Martinez, M., Gonzalez, J., Leyva, P., Bassett, D., & Karabulut, M. (2019). Validity of smartphone applications at measuring steps: does wear location matter?. *Journal for the Measurement of Physical Behaviour*, 2(1), 22-27.
- Gajda, R., Gajda, J., Czuba, M., Knechtle, B., & Drygas, W. (2024). Sports heart monitors as reliable diagnostic tools for training control and detecting arrhythmias in professional and leisure-time endurance athletes: an expert consensus statement. *Sports Medicine*, 54(1), 1-21.
- Gençoğlu, C., Ulupınar, S., Özbay, S., Turan, M., Savaş, B. Ç., Asan, S., & İnce, İ. (2023). Validity and reliability of “My Jump app” to assess vertical jump performance: a meta-analytic review. *Scientific Reports*, 13(1), 20137.
- Grouios, G., Ziagkas, E., Loukovitis, A., Chatzinikolaou, K., & Koidou, E. (2022). Accelerometers in our pocket: Does smartphone accelerometer technology provide accurate data?. *Sensors*, 23(1), 192.
- Gruwez, H., Ezzat, D., Van Puyvelde, T., Dhont, S., Meekers, E., Bruckers, L., ... & Pison, L. (2024). Real-world validation of smartphone-based photoplethysmography for rate and rhythm monitoring in atrial fibrillation. *Europace*, 26(4), euae065.
- Guede-Fernández, F., Ferrer-Mileo, V., Mateu-Mateus, M., Ramos-Castro, J., García-González, M. Á., & Fernández-Chimeno, M. (2020). A photoplethysmography smartphone-based method for heart rate variability

- assessment: Device model and breathing influences. *Biomedical Signal Processing and Control*, 57, 101717.
- Heishman, A., Peak, K., Miller, R., Brown, B., Daub, B., Freitas, E., & Bembien, M. (2020). Associations between two athlete monitoring systems used to quantify external training loads in basketball players. *Sports*, 8(3), 33.
- Henschke, J., Kaplick, H., Wochatz, M., & Engel, T. (2022). Assessing the validity of inertial measurement units for shoulder kinematics using a commercial sensor-software system: A validation study. *Health Science Reports*, 5(5), e772.
- Hillmann, H. A. K., Hermans, A. N., Gawalko, M., Mueller-Leisse, J., Betz, K., Sohaib, A., ... & Duncker, D. (2025). Ultra-short-term heart rate variability using a photoplethysmography-based smartphone application: a TeleCheck-AF subanalysis. *European Heart Journal-Digital Health*, ztaf035.
- Holmes, C. J., Fedewa, M. V., Winchester, L. J., MacDonald, H. V., Wind, S. A., & Esco, M. R. (2020). Validity of smartphone heart rate variability pre- and post-resistance exercise. *Sensors*, 20(20), 5738.
- Hurt, C. P., Lein Jr, D. H., Smith, C. R., Curtis, J. R., Westfall, A. O., Cortis, J., ... & Willig, J. H. (2018). Assessing a novel way to measure step count while walking using a custom mobile phone application. *PLoS One*, 13(11), e0206828.
- Imbach, F., Ragheb, W., Leveau, V., Chailan, R., Candau, R., & Perrey, S. (2022). Using global navigation satellite systems for modeling athletic performances in elite football players. *Scientific Reports*, 12(1), 15229.
- Jo, B., & Kim, S. (2022). Comparative analysis of OpenPose, PoseNet, and MoveNet models for pose estimation in mobile devices. *Traitement du Signal*, 39(1), 119.
- Kos, A., Tomažič, S., & Umek, A. (2016). Evaluation of smartphone inertial sensor performance for cross-platform mobile applications. *Sensors*, 16(4), 477.
- Kuhlmann, T., Garaizar, P., & Reips, U. D. (2021). Smartphone sensor accuracy varies from device to device in mobile research: The case of spatial orientation. *Behavior Research Methods*, 53(1), 22-33.
- Kumar, A., Kumar, S., Lal, P., Saikia, P., Srivastava, P. K., & Petropoulos, G. P. (2021). Introduction to GPS/GNSS technology. In *GPS and GNSS Technology in Geosciences* (pp. 3-20). Elsevier.
- Kuntapun, J., Silsupadol, P., Kamnardsiri, T., & Lugade, V. (2020). Smartphone monitoring of gait and balance during irregular surface walking and obstacle crossing. *Frontiers in Sports and Active Living*, 2, 560577.

- Lee, E., & Lee, C. Y. (2021). PPG-based smart wearable device with energy-efficient computing for mobile health-care applications. *IEEE Sensors Journal*, 21(12), 13564-13573.
- Lee, L., Jones, M., Ridenour, G. S., Bennett, S. J., Majors, A. C., Melito, B. L., & Wilson, M. J. (2016, December). Comparison of accuracy and precision of GPS-enabled mobile devices. In 2016 IEEE International Conference on Computer and Information Technology (CIT) (pp. 73-82). IEEE.
- Li, K. H. C., White, F. A., Tipoe, T., Liu, T., Wong, M. C., Jesuthasan, A., ... & Yan, B. P. (2019). The current state of mobile phone apps for monitoring heart rate, heart rate variability, and atrial fibrillation: narrative review. *JMIR mHealth and uHealth*, 7(2), e11606.
- Li, R. T., Kling, S. R., Salata, M. J., Cupp, S. A., Sheehan, J., & Voos, J. E. (2016). Wearable performance devices in sports medicine. *Sports Health*, 8(1), 74-78.
- Losada-Benitez, J. A., Nuñez-Sánchez, F. J., & Barbero-Álvarez, J. C. (2023). Quantifying technical load and physical activity in professional soccer players during pre-season matches with IMU technology. *Frontiers in Physiology*, 14, 1274171.
- Luteberget, L. S., Jølstad, P. A., & Gilgien, M. (2023). Methods to assess validity of positioning systems in team sports: can we do better?. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 9(1), e001496.
- Magalhaes, F. A. D., Vannozzi, G., Gatta, G., & Fantozzi, S. (2015). Wearable inertial sensors in swimming motion analysis: A systematic review. *Journal of Sports Sciences*, 33(7), 732-745.
- Masiero, A., & Vettore, A. (2016). Improved feature matching for mobile devices with IMU. *Sensors*, 16(8), 1243.
- Mendes Jr, J. J. A., Vieira, M. E. M., Pires, M. B., & Stevan Jr, S. L. (2016). Sensor fusion and smart sensor in sports and biomedical applications. *Sensors*, 16(10), 1569.
- Mourcou, Q., Fleury, A., Franco, C., Klopčič, F., & Vuillerme, N. (2015). Performance evaluation of smartphone inertial sensors measurement for range of motion. *Sensors*, 15(9), 23168-23187.
- Moya-Ramon, M., Mateo-March, M., Peña-González, I., Zabala, M., & Javaloyes, A. (2022). Validity and reliability of different smartphones applications to measure HRV during short and ultra-short measurements in elite athletes. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 217, 106696.

- Nicolella, D. P., Torres-Ronda, L., Saylor, K. J., & Schelling, X. (2018). Validity and reliability of an accelerometer-based player tracking device. *PloS one*, 13(2), e0191823.
- Nikkhoo, M., Niu, C. C., Fu, C. J., Lu, M. L., Chen, W. C., Lin, Y. H., & Cheng, C. H. (2021). Reliability and validity of a mobile device for assessing head control ability. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 41(1), 45-52.
- Nikolaidis, P. T., Clemente, F. M., Van der Linden, C. M., Rosemann, T., & Knechtle, B. (2018). Validity and reliability of 10-Hz global positioning system to assess in-line movement and change of direction. *Frontiers in Physiology*, 9, 228.
- Özbay, S. & Ulupınar, S. (2023). Sportif Performans Analizinde Yeni Nesil Teknolojiler Üzerine Genel Bir Bakış. In: Kıyıcı, F. & Biricik, Y. S. & Alaeddinoğlu, V. (eds.), Dijital Çağda Spor Araştırmaları II. Özgür Yayınları. DOI: <https://doi.org/10.58830/ozgur.pub223.c963>
- Park, Y. J., Jang, H. Y., Kim, K. H., Hwang, D. K., & Lee, S. M. (2022). Reliability and Validity Study of Inertial Sensor-Based Application for Static Balance Measurement. *Physical Therapy Rehabilitation Science*, 11(3), 311-320.
- Patonis, P., Patias, P., Tziavos, I. N., Rossikopoulos, D., & Margaritis, K. G. (2018). A fusion method for combining low-cost IMU/magnetometer outputs for use in applications on mobile devices. *Sensors*, 18(8), 2616.
- Patrinopoulos, M., & Kefalis, C. (2015). Angular velocity direct measurement and moment of inertia calculation of a rigid body using a smartphone. *The Physics Teacher*, 53(9), 564-565.
- Patterson, K., Davey, R., Keegan, R., & Freene, N. (2021). Smartphone applications for physical activity and sedentary behaviour change in people with cardiovascular disease: A systematic review and meta-analysis. *PloS one*, 16(10), e0258460.
- Patterson, M. R., Johnston, W., O'Mahony, N., O'Mahony, S., Nolan, E., & Caulfield, B. (2016, August). Validation of temporal gait metrics from three IMU locations to the gold standard force plate. In 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 667-671). IEEE.
- Peart, D. J., Balsalobre-Fernández, C., & Shaw, M. P. (2019). Use of mobile applications to collect data in sport, health, and exercise science: A narrative review. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 33(4), 1167-1177.

- Peng, R. C., Zhou, X. L., Lin, W. H., & Zhang, Y. T. (2015). Extraction of heart rate variability from smartphone photoplethysmograms. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2015(1), 516826.
- Pérez-Chirinos Buxadé, C., Fernández-Valdés, B., Morral-Yepes, M., Tuyà Viñas, S., Padullés Riu, J. M., & Moras Feliu, G. (2021). Validity of a Magnet-Based Timing System Using the Magnetometer Built into an IMU. *Sensors*, 21(17), 5773.
- Pires, I. M., Garcia, N. M., Pombo, N., & Flórez-Revuelta, F. (2016). From data acquisition to data fusion: a comprehensive review and a roadmap for the identification of activities of daily living using mobile devices. *Sensors*, 16(2), 184.
- Pons, E., García-Calvo, T., Resta, R., Blanco, H., López del Campo, R., Díaz García, J., & Pulido, J. J. (2019). A comparison of a GPS device and a multi-camera video technology during official soccer matches: Agreement between systems. *PloS one*, 14(8), e0220729.
- Poulose, A., Eyobu, O. S., & Han, D. S. (2019). An indoor position-estimation algorithm using smartphone IMU sensor data. *Ieee Access*, 7, 11165-11177.
- Powell, S. M., & Rowlands, A. V. (2004). Intermonitor variability of the RT3 accelerometer during typical physical activities. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 36(2), 324-330.
- Presicci, C., Ingegnosi, I., Dondero, P., Casadio, M., & Pierella, C. (2025). IMU-based Systems For Skiing Sports: A Scoping Review. *IEEE Access*.
- Provot, T., Millot, B., Hazotte, E., Rousseau, T., & Slawinski, J. (2024). The Measurement of Spatiotemporal Parameters in Running at Different Velocities: A Comparison Between a GPS Unit and an Infrared Mat. *Methods and Protocols*, 7(6), 103.
- Pstras, L., Okupnik, T., Ponikowska, B., & Paleczny, B. (2025). Estimating heart rate variability using facial video photoplethysmography: a pilot validation study. *medRxiv*, 2025-02.
- Richer, R., Blank, P., Schuldhaus, D., & Eskofier, B. M. (2014, June). Real-time ECG and EMG analysis for biking using android-based mobile devices. In 2014 11th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (pp. 104-108). IEEE.
- Romagnoli, S., Ripanti, F., Morettini, M., Burattini, L., & Sbröllini, A. (2023). Wearable and portable devices for acquisition of cardiac signals while practicing sport: a scoping review. *Sensors*, 23(6), 3350.
- Romeo, A., Edney, S., Plotnikoff, R., Curtis, R., Ryan, J., Sanders, I., ... & Maher, C. (2019). Can smartphone apps increase physical activity? Systematic

- review and meta-analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 21(3), e12053.
- Scott, M. T., Scott, T. J., & Kelly, V. G. (2016). The validity and reliability of global positioning systems in team sport: a brief review. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 30(5), 1470-1490.
- Shergill, A. S., Twist, C., & Highton, J. (2021). Importance of GNSS data quality assessment with novel control criteria in professional soccer match-play. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 21(5), 820-830.
- Strackiewicz, M., James, P., & Onnela, J. P. (2021). A systematic review of smartphone-based human activity recognition methods for health research. *NPJ Digital Medicine*, 4(1), 148.
- Taborri, J., Keogh, J., Kos, A., Santuz, A., Umek, A., Urbanczyk, C., ... & Rossi, S. (2020). Sport biomechanics applications using inertial, force, and EMG sensors: A literature overview. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2020(1), 2041549.
- Uhlich, S. D., Falisse, A., Kidziński, Ł., Muccini, J., Ko, M., Chaudhari, A. S., ... & Delp, S. L. (2023). OpenCap: Human movement dynamics from smartphone videos. *PLoS Computational Biology*, 19(10), e1011462.
- Ulupinar, S., Gençoğlu, C., Saydam, S., Özbayraktar, Y. S., & Özbay, S. (2024). My Jump” Uygulaması için Kapsamlı bir Güvenirlik Analizi: Tekrarlı Ölçümler ve Çoklu Değerlendirici Yaklaşımı. *Fenerbahçe Üniversitesi Spor Bilimleri Dergisi*, 4(2), 30-42.
- van den Tillaar, R., Nagahara, R., Gleadhill, S., & Jiménez-Reyes, P. (2021). Step-to-step kinematic validation between an Inertial Measurement Unit (IMU) 3D system, a combined Laser+ IMU system and force plates during a 50 M sprint in a cohort of sprinters. *Sensors*, 21(19), 6560.
- van Dijk, W., Huizink, A. C., Oosterman, M., Lemmers-Jansen, I. L., & de Vente, W. (2023). Validation of photoplethysmography using a mobile phone application for the assessment of heart rate variability in the context of heart rate variability–biofeedback. *Biopsychosocial Science and Medicine*, 85(7), 568-576.
- Webering, F., Seeger, L., Rother, N., & Blume, H. (2021, January). Measuring vertical jump height using a smartphone camera with simultaneous gravity-based calibration. In 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE) (pp. 1-6). IEEE.
- Wu, F., Zhang, K., Zhu, M., Mackintosh, C., Rice, T., Gore, C., ... & Holthous, S. (2007). An investigation of an integrated low-cost GPS, INS and magnetometer system for sport applications. In Proceedings of the 20th

International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2007) (pp. 113-120).

- Yamaba, H., Kurogi, A., Kubota, S. I., Katayama, T., Park, M., & Okazaki, N. (2017). Evaluation of feature values of surface electromyograms for user authentication on mobile devices. *Artificial Life and Robotics*, 22(1), 108-112.
- Zeng, Z., Liu, Y., Hu, X., Tang, M., & Wang, L. (2022). Validity and reliability of inertial measurement units on lower extremity kinematics during running: A systematic review and meta-analysis. *Sports Medicine-Open*, 8(1), 86.
- Zhang, J., Zhang, D., Xu, X., Jia, F., Liu, Y., Liu, X., ... & Zhang, Y. (2020, November). MobiPose: Real-time multi-person pose estimation on mobile devices. In *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems* (pp. 136-149).

BÖLÜM 3:

Makine Öğrenimi ve Spor Bilimlerine Entegrasyonu

Hakan TEKİN¹, Dr. Cebail GENÇOĞLU¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Makine öğrenmesi, veri temelli karar verme süreçlerinde insan müdahalesini en aza indirerek yüksek doğrulukla tahmin ve sınıflandırma yapabilen modeller geliştiren bir yapay zekâ alt disiplinidir. Bu bölüm, makine öğrenmesinin kuramsal temellerini, kullanılan temel algoritmaları, uygulama alanlarını ve güncel araştırma eğilimlerini kapsamlı bir perspektifle sunmayı amaçlamaktadır. Öncelikle makine öğrenmesinin tanımı, tarihsel gelişimi ve istatistik, optimizasyon, olasılık kuramı gibi temel disiplinlerle ilişkisi ele alınmıştır. Ardından denetimli, denetimsiz ve pekiştirmeli öğrenme paradigmaları başta olmak üzere, çeşitli algoritmaların, avantajları, sınırlılıkları ve kullanım alanları üzerine bilgiler literatür doğrultusunda yer almaktadır. Günümüzde makine öğrenmesi sağlık, finans, üretim, güvenlik, doğal dil işleme ve afet yönetimi gibi kritik alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle büyük veri altyapılarının gelişmesi, derin öğrenme ve büyük dil modellerinin yükselişi, alana yeni olanaklar sunmaktadır. Bu bağlamda bölüm hem teorik bilgi hem de uygulama açısından kapsamlı bir zemin oluşturarak, makine öğrenmesinin güncel durumunu ve geleceğe yönelik araştırma yönelimlerini bütüncül bir biçimde ortaya koymaktadır.

1. Giriş

Makine öğrenmesi, veri odaklı hesaplamalı yöntemlerin artmasıyla birlikte modern yapay zekâ sistemlerinin temel bileşenlerinden biri hâline gelmiştir. Geleneksel programlama yaklaşımlarında kurallar açıkça tanımlanırken, makine öğrenmesi sistemlerinin veriden genel örüntüleri çıkarması üzerine kuruludur (Mitchell, 1997; Murphy, 2012). Bu yönüyle makine öğrenmesi, özellikle karmaşık, yüksek boyutlu ve belirsizlik içeren problemlerde klasik istatistiksel yöntemleri aşan güçlü bir çözüm kapasitesi sunmaktadır (Hastie et al., 2009; Bishop, 2006).

Bu bölümün amacı, makine öğrenmesi alanının kavramsal çerçevesini, matematiksel temellerini ve uygulama çeşitliliğini kapsamlı bir akademik perspektifle ele almaktır. Makine öğrenmesi, yalnızca algoritmalar bütününden oluşan bir teknik araç seti değil; aynı zamanda optimizasyon, istatistiksel çıkarım, hesaplamalı karmaşıklık ve veri biliminin birleştiği geniş bir disiplin alanıdır (Jordan & Mitchell, 2015; Vapnik, 2013). Bu nedenle literatürde makine öğrenmesinin teorik temelleri kadar, model genelleme becerisi, yanlılık–varyans dengesi, aşırı uyum ve açıklanabilirlik gibi kavramlar da önemli bir yer tutmaktadır (Goodfellow et al., 2016).

Makine öğrenmesinin önemi günümüzde veri miktarının katlanarak artmasıyla belirgin şekilde yükselmiştir. Sağlık, finans, doğal dil işleme, görüntü işleme, enerji verimliliği, üretim teknolojileri ve afet yönetimi gibi alanlarda yüksek doğrulukla çalışan makine öğrenmesi modelleri, karmaşık süreçlerin optimize edilmesine ve yeni bilgi üretilmesine katkı sağlamaktadır (LeCun et al., 2015; Silver et al., 2017). Güncel eğilimler arasında derin öğrenme, çok modlu yapay zekâ (multimodal AI), federatif öğrenme, özdenetimli öğrenme ve büyük dil modelleri (LLMs) gibi yaklaşımların hızla geliştiği görülmektedir (Schmidhuber, 2015; Zhang & Yang, 2021). Bu teknolojiler hem akademik araştırmalarda hem de endüstriyel uygulamalarda makine öğrenmesinin geleceğini şekillendirmektedir.

Sonuç olarak bu bölüm, makine öğrenmesinin matematiksel, teorik ve uygulamalı boyutlarını ortaya koyarak, bölümün ilerleyen kısımlarında tartışılacak yöntemlere kavramsal bir zemin oluşturmayı amaçlamaktadır.

2. Makine Öğrenmesinin Tanımı, Tarihsel Gelişimi ve Kuramsal Temelleri

2.1 Tanımı

Makine öğrenmesi (Machine Learning), bilgisayar sistemlerinin açıkça tanımlanmış kurallara bağlı olmaksızın, veriden örüntü öğrenerek tahmin ve karar verebilmesini amaçlayan bir yapay zekâ alt disiplindir. Mitchell (1997) makine öğrenmesini, “bir bilgisayar programının belirli bir görevde (T), deneyim yoluyla (E) performansını (P) artırması” olarak tanımlar. Bu tanım, makine öğrenmesinin doğasını açıklayan en temel referanslardan biridir. Ancak günümüzde makine öğrenmesi yalnızca bir görevde performans artışı değil; aynı zamanda veri temsili, olasılıksal modelleme, optimizasyon, varyans–yanlılık dengesi, çok boyutlu fonksiyonların öğrenilmesi, doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesi, belirsizlik altında karar verme ve büyük ölçekli bilgi çıkarımı gibi çok boyutlu bir alan hâline gelmiştir (Murphy, 2012; Bishop, 2006). Daha geniş bir çerçeveden bakıldığında makine öğrenmesi, istatistiksel çıkarımın hesaplamalı bir uzantısıdır ve veri içindeki gizli yapıları öğrenmeye yönelik algoritmik yöntemlerin bütünüdür.

Makine öğrenmesi yöntemleri, klasik yazılım sistemlerinden farklı olarak, açık kurallara değil; veri içindeki örüntülere dayanır. Bu nedenle, karmaşık, gürültülü ve yüksek boyutlu veri ortamlarında insanın sezgisel olarak tanımlayamayacağı ilişki biçimlerini keşfetme kapasitesine sahiptir (Jordan & Mitchell, 2015). Günümüzde sağlık hizmetleri, finansal tahminleme, güvenlik sistemleri, doğal dil işleme, görüntü işleme, uzaktan algılama, robotik ve afet yönetimi gibi birçok uygulama alanının temelini makine öğrenmesi sistemleri oluşturmaktadır. Bu nedenle makine öğrenmesi yalnızca teknik bir disiplin değil; aynı zamanda ekonomi, sağlık, mühendislik, psikoloji ve sosyal bilimlerle ilişkili geniş bir multidisipliner alan hâline gelmiştir.

2.2 Tarihsel Gelişimi

Makine öğrenmesi alanının gelişimi, yaklaşık 70 yıllık bir süreci kapsar ve bu süreç çeşitli teknolojik, teorik ve metodolojik kırılma noktalarına ayrılabilir.

Erken Dönem (1950–1970): Sembolik Yapay Zekâ ve Perceptron

Makine öğrenmesinin kökeni Alan Turing'in 1950'de yayımladığı "Computing Machinery and Intelligence" başlıklı makalede ortaya attığı "Makineler düşünebilir mi?" sorusuna dayanır (Turing, 1950). Bu makale, yapay zekânın felsefi ve bilimsel temel taşlarından biridir. 1957'de Frank Rosenblatt tarafından geliştirilen Perceptron, insan beynindeki nöronun matematiksel bir modeli olarak tanımlanmış ve ilk öğrenebilir sistem olarak literatüre geçmiştir (Rosenblatt, 1958). Perceptron, doğrusal olarak ayrılabilir veri setlerinde başarılı olsa da XOR gibi doğrusal olmayan problemlerde başarısız olması nedeniyle ciddi eleştirilere maruz kalmış; Minsky ve Papert'in (1969) perceptron eleştirisi bu dönemi adeta durgunluğa sokmuştur.

İstatistiksel Öğrenme Dönemi (1970–1990)

1970'lerin ortasından itibaren makine öğrenmesinin geleceğini belirleyen temel gelişme, istatistiksel öğrenme teorisinin ortaya çıkmasıdır. Vapnik ve Chervonenkis tarafından geliştirilen VC Teorisi, model kapasitesi, genelleme hatası ve sınıflandırma sınırlarının matematiksel alt yapısını sağlamıştır (Vapnik, 1998). Bu dönemde lojistik regresyon, naive Bayes sınıflandırıcıları, karar ağaçlarının ilk versiyonları (Quinlan, 1986), k-En Yakın Komşu algoritması ve hata minimizasyonuna dayalı modeller yaygın şekilde kullanılmaya başlamıştır. Bunun yanında Expectation-Maximization (EM) algoritmasının geliştirilmesi (Dempster et al., 1977), olasılıksal modellemede devrim niteliğinde bir dönüm noktasıdır.

Modern Makine Öğrenmesi (1990–2010): Kernel Metotlar ve Topluluk Öğrenme Yöntemleri

1990’lar, makine öğrenmesinin ikinci büyük sıçrama dönemidir. Bu süreçte Destek Vektör Makineleri (SVM) ortaya çıkmış ve çekirdek (kernel) yöntemleriyle doğrusal olmayan problemlerin çözümü mümkün hâle gelmiştir (Cortes & Vapnik, 1995). Aynı dönemde topluluk öğrenme yöntemleri (Breiman, 2001), birçok zayıf öğrencinin bir araya getirilerek güçlü bir model elde edilmesini sağlamıştır. Random Forest, Gradient Boosting ve AdaBoost gibi yöntemler, özellikle tablosal veri setlerinde hâlen en güçlü yöntemler arasındadır. Bu dönemde sinir ağları üzerine yapılan çalışmalar devam etse de derin katmanlı modellerin eğitimi hem hesaplama maliyeti hem de gradyan kaybolması problemi nedeniyle zorlu bir alan haline gelmekteydi. Buna rağmen, 2006’dan sonra Hinton ve arkadaşlarının “derin öğrenmeyi pre-training ile optimize edilebilir hâle getirmesi” alanda büyük bir kırılma yaratmıştır (Hinton et al., 2006).

Derin Öğrenme Dönemi (2010–Günümüz)

2010’larla birlikte GPU tabanlı hesaplama gücü, geniş veri kümeleri ve optimizasyon yöntemlerindeki gelişmeler derin öğrenme modellerini pratik olarak uygulanabilir hâle getirmiştir. Özellikle 2012’de AlexNet’in ImageNet yarışmasını kazanması, derin öğrenmenin imaj işleme alanında devrim yarattığını göstermiştir (Krizhevsky et al., 2012). Bunu izleyen yıllarda CNN, RNN, LSTM, GRU gibi modeller ses, görüntü ve dil alanlarında olağanüstü başarılar elde etmiştir.

2017’de Vaswani ve arkadaşlarının Transformer mimarisini tanıtması (Vaswani et al., 2017), NLP’de paradigma değişimine yol açmış; bugün GPT, BERT, T5, PaLM gibi büyük dil modelleri Transformers mimarisi üzerine kurulmuştur. 2020 sonrasında multimodal yapay zekâ, self-supervised öğrenme, federatif öğrenme ve reinforcement learning tabanlı büyük modeller makine öğrenmesinin yeni dönemini şekillendirmektedir.

3. Makine Öğrenmesi Türleri

3.1 Denetimli Makine Öğrenmesi (Supervised Learning)

Makine öğrenmesinin en temel ve en yaygın kullanılan yaklaşımı olup, bir modelin giriş–çıkış çiftlerinden oluşan etiketli bir veri kümesi üzerinden örüntü öğrenmesini amaçlar (Kanksha et al., 2020; Nasteski, 2017). Bu teknik, sistemin geçmiş gözlemlerden hareketle yeni ve daha önce görülmemiş bir örneğin çıktısını tahmin etmesine dayanır (Hastie et al., 2009; Mitchell, 1997). Denetimli öğrenmede her bir eğitim örneği (x_i, y_i) şeklindedir; burada x_i giriş özelliklerini, y_i ise doğru etiketi temsil eder. Amaç, eğitim verisinden öğrenilen fonksiyonun $f: X \rightarrow Y$ gerçek dünyadan gelen yeni girdiler için doğru çıktıyı üretmesidir. Bu nedenle denetimli öğrenme, başta sınıflandırma ve regresyon olmak üzere birçok tahmine dayalı modelin temelini oluşturur.

Pratik uygulamalarda denetimli öğrenme, tıp alanında hastalık sınıflandırma ve risk tahmini, finans sektöründe kredi skorlama ve dolandırıcılık tespiti, endüstride kalite kontrol ve arıza tahmini, siber güvenlikte kötü amaçlı trafik tespiti, doğal dil işleminde duygu analizi ve metin sınıflandırma gibi geniş bir yelpazede kritik rol oynar (Jordan & Mitchell, 2015; Ramachandran et al., 2025). Günümüzde gelişmiş algoritmaların ve büyük veri kümelerinin yaygınlaşmasıyla birlikte, denetimli öğrenme yalnızca klasik yöntemlerle değil, aynı zamanda derin sinir ağları gibi karmaşık modellerle de güçlü bir şekilde temsil edilmektedir. Bu nedenle denetimli öğrenme, modern yapay zekâ sistemlerinin temel taşıdır ve algoritmaların anlaşılması için sağlam bir teorik ve uygulamalı altyapı sunmaktadır (Kotsiantis et al., 2007).

3.1.1 Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

Lojistik regresyon, sınıflandırma problemlerinde kullanılan en temel ve en güçlü lineer modellerden biridir. Adında “regresyon” geçmesine karşın, model sınıflandırma amaçlıdır ve hedef değişkenin belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin eder. Bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda olasılıksal karar çıktıları üreten temel bir sınıflandırma yöntemidir (Dey et al., 2025). Model, logit

dönüşümü aracılığıyla doğrusal bir fonksiyonun olasılık uzayına taşınmasını sağlar ve bu yönüyle ikili sınıflandırma problemlerinde güçlü bir yöntem olarak kabul edilir (Hosmer et al., 2013). Olasılık temelli bir yapı sunması, modelin karar süreçlerinde daha fazla esneklik sağlar ve sonuçların istatistiksel olarak yorumlanmasına olanak tanır (Peng et al., 2002).

Ayrıca lojistik regresyonun katsayıları odds ratio üzerinden yorumlandığı için model karar mekanizmasını anlamak oldukça kolaydır. Bu özellik, yöntemi özellikle risk analizi, davranış modelleme ve karar verme süreçlerinin matematiksel olarak temsil edildiği çalışmalarda önemli hâle getirir (Long & Freese, 2006). Küçük ve orta ölçekli veri setlerinde stabil performans göstermesi de modeller arasındaki tercih edilme sebeplerinden biridir.

Lojistik regresyon esnek bir model olmasına rağmen güvenilirliği, bağımsız gözlemler (istatistiksel bağımsızlık), özellikler ile logit arasında doğrusal ilişki, Aykırı değerlere duyarlılık ve özelliklerin yüksek korelasyon içermemesi (multicollinearity yokluğu) gibi bazı varsayımlara dayanır. Bu varsayımlar uygun şekilde sağlanmazsa model güvenilirliğini kaybedebilir.

Avantajları

Lojistik regresyonun en önemli avantajı, değişkenlerin sınıf üzerindeki etkisinin yorumlanabilir olması ve sonuçların olasılık formatında sunulmasıdır. Bu özellik, çeşitli disiplinlerde karar süreçlerinin şeffaf bir biçimde ele alınmasına olanak tanır (Agresti, 2017). Yüksek hesaplama verimliliğine sahip olması ve aşırı öğrenmeye diğer modellere oranla daha az eğilimli olması, yöntem için önemli avantajlardır (Hosmer et al., 2013).

Sınırlılıkları

Modelin temel sınırlılığı doğrusal logit varsayımdır; bağımsız değişkenler ile log-odds arasında doğrusal bir ilişki yoksa model performansı düşer (Peng et al., 2002). Ayrıca lojistik regresyon aykırı değerlere karşı hassastır ve karar sınırı doğrusal olduğundan karmaşık veri yapılarında daha gelişmiş yöntemler daha iyi performans gösterebilir (Long & Freese, 2006).

Kullanım Alanları

Lojistik regresyon sağlık, ekonomi, psikoloji, güvenlik, pazarlama ve sosyal bilimlerde sınıflandırma gerektiren pek çok problemde yaygın bir yer bulmuştur. Özellikle risk tahmini, davranış analizi ve sonuç olasılıklarının tahmin edilmesi gereken uygulamalarda tercih edilmektedir (Dey et al., 2025; Agresti, 2018).

3.1.2 Lineer Regresyon (Linear Regression)

Lineer regresyon, bağımsız değişkenler ile bir hedef değişken arasındaki ilişkiyi doğrusal bir denklemle açıklayan klasik bir istatistiksel yöntemdir. Makine öğrenmesi kapsamında temel bir tahmin modeli olarak değerlendirilir ve özellikle değişkenlerin hedef üzerindeki etkisinin yorumlanabilir olması nedeniyle birçok bilimsel çalışmada yaygın olarak kullanılmaktadır (Montgomery et al., 2021). Model, değişkenler arasındaki ilişkiyi bir doğrusal fonksiyon üzerinden tahmin etmeye odaklanır ve beklenen çıktının giriş değişkenlerinin ağırlıklı bir toplamı ile temsil edildiği varsayılır.

Modelin basit yapısı, küçük veri setlerinde bile hızlı ve kararlı sonuçlar vermesini sağlar. Ayrıca bilimsel çalışmalarda değişken seçimi, değişkenler arası etkileşim ve etki büyüklüklerinin değerlendirilmesi için güçlü bir analitik çerçeve sağlar (Weisberg, 2005). Spor fizyolojisi ve antrenman planlama çalışmalarında, yüklenme–performans ilişkisi gibi nicel ilişkilerin değerlendirilmesinde yaygın biçimde tercih edilir.

Ayrıca lineer regresyon, kapalı form çözümü sayesinde hesaplama açısından verimlidir ve yüksek boyutlu olmayan veri setlerinde hızlı biçimde uygulanabilir. Değişken katsayılarının doğrudan yorumlanabilir olması, modelin hem akademik hem pratik çalışmalarda sıkça tercih edilmesinin önemli sebeplerindendir (Seber & Lee, 2003). Doğrusal varsayımların çoğu durumda uygun dönüşümlerle genişletilebilmesi, yöntemi esnek bir başlangıç modeli hâline getirir.

Avantajları

Lineer regresyonun başlıca avantajı, yüksek düzeyde yorumlanabilir bir model yapısına sahip olmasıdır. Model katsayıları değişkenlerin etkisini açıkça gösterdiğinden araştırmacılar için geniş bir açıklama imkânı sunar (Aiken et al., 1991). Ayrıca model, diğer birçok makine öğrenmesi tekniğine kıyasla düşük hesaplama maliyetiyle çalışır ve veri ön işleme gereksinimleri sınırlıdır; bu nedenle çeşitli disiplinlerde başlangıç modeli olarak sıklıkla tercih edilmektedir (Montgomery et al., 2021).

Sınırlılıkları

Lineer regresyonun en belirgin sınırlılığı, ilişkilerin doğrusal olduğunu varsaymasıdır. Gerçek dünyada çoğu veri doğrusal olmayan yapılar içerdiğinden bu varsayım model performansını zayıflatabilir (Hastie et al., 2009). Ayrıca aykırı değerlere karşı duyarlıdır ve çoklu doğrusal bağlantı durumlarında katsayıların güvenilirliği önemli ölçüde azalabilir (Weisberg, 2005).

Kullanım Alanları

Lineer regresyon, ekonomi, mühendislik, sağlık, çevre bilimleri ve sosyal bilimler gibi birçok alanda değişken ilişkilerini modellemek ve nicel tahminler yapmak amacıyla yaygın biçimde kullanılmaktadır. Özellikle trend analizi, risk tahmini, üretim optimizasyonu ve davranış modelleme çalışmalarında temel bir rol oynamaktadır (Seber & Lee, 2003).

3.1.3 Karar Ağaçları (Decision Trees)

Karar ağaçları, veriyi belirli kurallara göre parçalara ayırarak sınıflandırma veya regresyon yapan hiyerarşik yapılardır. Model, bilgi kazancı veya Gini saflığı gibi ölçütlerle veriyi en iyi bölen özellikleri belirleyerek dallanma gerçekleştirir (Quinlan, 2014; Mienye & Jere, 2024). Bu yöntem, karar süreçlerinin görsel olarak takip edilebilmesi açısından oldukça açıklayıcıdır ve araştırmacılara güçlü bir yorumlama esnekliği sunar (Breiman et al., 2017).

Ayrıca karar ağaçları doğrusal olmayan ilişkileri ve değişkenler arası etkileşimleri doğal bir biçimde modelleyebilir. Bu özellik, karmaşık veri setlerinde modelin esnek bir yapıya sahip olmasını sağlar. Dallanma mekanizmasının açık olması, karar süreçlerinin şeffaf biçimde izlenmesine imkân tanır (Loh, 2014).

Avantajları

Karar ağaçlarının en önemli avantajı, yüksek düzeyde yorumlanabilir olmalarıdır. Ağaç yapısının doğrudan incelenebilmesi, araştırmacılara karar mekanizmasını görsel olarak değerlendirme fırsatı sunar (Breiman et al., 2017). Ayrıca model doğrusal olmayan ilişkileri yakalamada başarılıdır ve veri ön işleme ihtiyaçları oldukça sınırlıdır (Loh, 2014).

Sınırlılıkları

Karar ağaçları özellikle derinleştiklerinde aşırı öğrenmeye eğilimlidir. Bu durum modelin genelleme gücünü düşürür (Quinlan, 2014). Ayrıca küçük değişikliklerin ağacın yapısını kökten değiştirmesi model kararlılığını azaltır (Loh, 2014).

Kullanım Alanları

Karar ağaçları, tıp, eğitim, mühendislik, pazarlama analitiği, müşteri segmentasyonu, risk modellemesi ve kalite kontrol gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılır. Özellikle açıklanabilirlik gerektiren karar destek sistemlerinde temel bir yöntem hâline gelmiştir (Breiman et al., 2017; Alizade-Harakiyan, M., et al., 2025).

3.1.4 Rastgele Orman (Random Forest)

Random Forest, çok sayıda karar ağacının bir araya getirilerek oluşturulduğu güçlü bir topluluk yöntemidir. Bireysel ağaçlar bootstrap örneklemesiyle büyütülür ve tahmin sürecinde tüm ağaçların oy birliğiyle karar alınır (Breiman, 2001). Bu yaklaşım tek bir karar ağacının taşıdığı aşırı öğrenme riskini önemli ölçüde azaltır.

Model, yüksek boyutlu veri setlerinde bile güçlü performans göstermesiyle bilinir. Özellik önemlerinin hesaplanabilmesi, araştırmacıların hangi değişkenlerin model tahminine daha fazla katkı yaptığını değerlendirmesine olanak tanır (Cutler et al., 2012).

Avantajları

Random Forest, yüksek genelleme performansı, gürültülü verilere karşı dayanıklılık ve karmaşık veri yapılarında bile yüksek doğruluk sunması nedeniyle güçlü bir sınıflandırma ve regresyon aracıdır (Breiman, 2001). Ayrıca yöntemin ansambl yapısı model kararlılığını artırır (Cutler et al., 2012; Le et al., 2023).

Sınırlılıkları

Model, bireysel bir karar ağacı kadar kolay yorumlanabilir değildir; yüzlerce ağacı bir arada değerlendirmek kullanıcı açısından zor olabilir (James et al., 2013; Le et al., 2023). Ayrıca büyük veri setlerinde eğitim süresi ve hafıza kullanımı artabilir.

Kullanım Alanları

Random Forest tıp, biyoinformatik, finans, çevresel analiz, metin sınıflandırma ve üretim hatalarında hata tespiti gibi pek çok alanda kullanılır. Özellikle yüksek doğruluk gerektiren sınıflandırma görevlerinde birinci tercih edilen modellerdendir (Fernández-Delgado et al., 2014; Zarin Khat et al., 2025).

3.1.5 Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine- SVM)

Destek Vektör Makineleri (SVM), sınıflar arasındaki ayrımı maksimize eden optimal hiper düzlemi bulan güçlü bir sınıflandırma yöntemidir (Cortes & Vapnik, 1995). Modelin amacı, sınıflar arasındaki marjini mümkün olan en geniş hâle getirmek ve böylece genelleme hatasını minimize etmektir. Kernel fonksiyonları sayesinde doğrusal olmayan veri yapılarında bile yüksek doğruluk sağlayabilir (Schölkopf & Smola, 2002; Guido et al., 2024).

SVM'in matematiksel yapısı, yüksek boyutlu uzaylarda bile etkili sınıflandırma yapılmasına olanak tanır. Bu nedenle birçok gerçek dünya probleminde diğer yöntemlere göre daha kararlı performans gösterebilir (Ben-Hur & Weston., 2009).

Avantajları

SVM özellikle yüksek boyutlu veri setlerinde gürültüye karşı dayanıklı ve güçlü performans sunar. Kernel yöntemleri modelin esnekliğini artırarak geniş bir problem yelpazesinde etkili sonuçlar elde edilmesine olanak tanır (Schölkopf & Smola, 2002).

Sınırlılıkları

SVM büyük veri setlerinde eğitim açısından maliyetli olabilir. Ayrıca hiperparametre ayarlarının sonuçlar üzerinde önemli bir etkisi vardır ve doğru kernel seçimi uzmanlık gerektirebilir (Ben-Hur & Weston., 2009).

Kullanım Alanları

SVM sağlık, finans, endüstri, biyoinformatik ve metin sınıflandırma gibi alanlarda yaygın biçimde kullanılmaktadır. Özellikle karmaşık sınıflandırma problemlerinde yüksek başarımlar sağlar (Cortes & Vapnik, 1995; Ramachandran et al., 2025).

3.1.6 Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network- ANN)

Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks; ANN), biyolojik sinir sistemlerinden esinlenerek geliştirilmiş hesaplama modelleri olup, karmaşık örüntüleri öğrenebilme ve veri içindeki ilişkileri otomatik olarak keşfedebilme kapasitesine sahiptir (Haykin, 2009; Al Tahhan et al., 2025). ANN'ler, birbiriyle bağlı yapay nöronların katmanlar hâlinde organize edilmesiyle çalışır ve her nöron, aldığı girdileri ağırlıklandırarak bir aktivasyon fonksiyonundan geçirir. Bu yapı, hem doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesine olanak tanır hem de yüksek boyutlu veri setlerinde güçlü öğrenme kapasitesi sağlayarak geleneksel

yöntemlerin yetersiz kaldığı durumlarda etkili sonuçlar üretir (Goodfellow et al., 2016).

ANN'lerin temel bileşenleri arasında giriş katmanı, bir veya birden fazla gizli katman ve çıkış katmanı bulunur. Bu mimarinin esnekliği, sinir ağlarının sınıflandırma, regresyon, kümeleme, sinyal işleme, doğal dil işleme ve görüntü tanıma gibi geniş bir uygulama alanında kullanılmasına olanak tanımaktadır (Schmidhuber, 2015). Öğrenme süreci, modelin çıktısı ile gerçek değer arasındaki hatanın geriye yayılım (backpropagation) algoritmasıyla azaltılması şeklinde işler. Bu süreçte ağırlıklar iteratif olarak güncellenir ve böylece model, verinin içsel temsilini giderek daha doğru biçimde öğrenir (Rumelhart et al., 1986).

Son yıllarda hesaplama gücündeki artış ve büyük veri setlerinin yaygınlaşmasıyla birlikte yapay sinir ağları, derin öğrenme (deep learning) olarak bilinen daha karmaşık mimarilerin temelini oluşturmuştur. Derin ağlar, çok katmanlı yapıları sayesinde görsel, işitsel ve metinsel veriler gibi yüksek boyutlu veri türlerinde olağanüstü performans göstermektedir (LeCun et al., 2015). ANN mimarisinin genel çerçevesi hâlen geçerliken, güncel araştırmalar daha verimli öğrenme stratejileri, optimize edilmiş aktivasyon fonksiyonları ve daha güçlü düzenleme teknikleri üzerinde yoğunlaşmaktadır (Goodfellow et al., 2016).

Avantajları

ANN'lerin en önemli avantajı, doğrusal olmayan ilişkileri çok güçlü bir şekilde modelleyebilmesi ve karmaşık veri yapılarından yüksek seviyeli özellikler çıkarabilmesidir (Schmidhuber, 2015). Esnek mimarisi sayesinde hem küçük hem de büyük ölçekli veri setlerinde uygulanabilmekte, farklı problem türlerine uyarlanabilmekte ve uygun yapılandırmalarla çok yüksek doğruluk oranları sunabilmektedir (Goodfellow et al., 2016). Ayrıca öğrenme sürecinin otomatikleşmiş olması, manuel özellik mühendisliği ihtiyacını azaltır.

Sınırlılıkları

Yapay sinir ağlarının başlıca sınırlılığı, yüksek miktarda etiketli veriye ve güçlü hesaplama kapasitesine ihtiyaç duymasındır. Veri miktarı yetersiz olduğunda model aşırı öğrenmeye eğilim gösterir ve düzenleme teknikleri olmadan genelleme performansı düşebilir (Haykin, 2009). Ayrıca modelin içsel yapısı oldukça karmaşık olduğu için karar mekanizmasının açıklanabilirliği sınırlıdır; bu nedenle ANN'ler çoğu zaman “kara kutu” modeller olarak değerlendirilir (Lipton, 2018).

Kullanım Alanları

Yapay sinir ağları; görüntü işleme, doğal dil işleme, ses tanıma, biyomedikal sinyal analizi, finansal tahminleme, öneri sistemleri ve otonom sistemler gibi geniş bir yelpazede kullanılmaktadır (LeCun et al., 2015). Özellikle derin öğrenme temelli mimarilerin yaygınlaşmasıyla birlikte ANN'ler günümüzde yapay zekânın en yaygın kullanılan modelleri arasında yer almakta ve pek çok endüstride karar destek sistemlerinin temel bileşenlerinden biri hâline gelmiştir (Goodfellow et al., 2016).

3.2 Denetimsiz Makine Öğrenmesi

Etiketlenmemiş veriler üzerinde örüntü ve yapı keşfetmeyi amaçlayan istatistiksel bir öğrenme yaklaşımıdır. Bu yöntem, veri noktalarının birbirleriyle olan benzerliklerine, dağılımlarına veya içsel yapısına dayanarak grupta, boyut indirgeme veya temsil öğrenme gibi görevleri gerçekleştirir (Hastie et al., 2009). Denetimsiz öğrenmede hedef değişken ya da önceden tanımlanmış sınıf etiketleri bulunmadığından, model veri setinin yapısını doğrudan gözlemleyerek öğrenir. Bu özelliği, özellikle verilerin sınıflandırılmadığı veya etiketlenmenin maliyetli olduğu durumlarda yöntemi vazgeçilmez hâle getirir (Jain et al., 1999; Károly et al., 2018).

Bu yaklaşımın temel hedefi, verinin altında yatan gizli ilişkileri ortaya çıkarmaktır. Kümelendirme yöntemleri veri noktalarını benzerliklerine göre grupta, boyut indirgeme teknikleri yüksek boyutlu veriyi daha kompakt

temsillere dönüştürür. Böylece gürültünün azaltılması, veri sıkıştırma, özellik mühendisliği ve veri ön işleme süreçleri daha etkili bir şekilde yönetilebilir (Murphy, 2012; Ezugwu et al., 2022). Denetimsiz öğrenme, yalnızca veri keşfi için değil, aynı zamanda diğer denetimli öğrenme tekniklerine hazırlık amacıyla da önemli rol oynar. Özellikle yüksek boyutlu veri setlerinde, verinin temsil gücünü artırmak için denetimsiz yöntemler kritik katkılar sağlar (Shalev-Shwartz & Ben-David, 2014).

Son yıllarda büyük veri ve karmaşık veri türlerinin artmasıyla birlikte denetimsiz öğrenme, temsil öğrenme, derin kümeleme, olasılık temelli modelleme ve generatif modeller gibi modern alanlarda temel bir araştırma konusu hâline gelmiştir. Özellikle otomatik özellik öğrenimi, görsel benzerlik modelleme, davranış örüntüsü çıkarımı ve metin temelli ilişkilerin tespitinde denetimsiz yaklaşımlar önemli başarılar sergilemektedir (Goodfellow et al., 2016; Hahn-Klimroth et al., 2023). Bu nedenle denetimsiz öğrenme hem keşifsel veri analitiğinin hem de çağdaş yapay zekâ mimarilerinin vazgeçilmez bir bileşenidir.

3.2.1 K-Ortalama (K-Means)

K-Means, veriyi benzerliklerine göre k adet kümeye ayırmayı amaçlayan en temel ve en yaygın kullanılan kümeleme yöntemlerinden biridir. Algoritma, her kümenin merkezini temsil eden bir “centroid” belirler ve veri noktalarını en yakın merkeze atayarak kümeleri iteratif olarak günceller (McQueen, 1967; Suyal & Sharma, 2024). K-Means'in bu tekrar eden optimizasyon yapısı, hem büyük veri setlerinde hızlı çalışmasını sağlar hem de kümeleme problemleri için pratik bir çözüm sunar. Genellikle Öklid uzaklığı kullanarak veri noktaları arasındaki benzerliği ölçer ve amaç, kümeler içi varyansı minimize etmektir (Jain, 2010).

Algoritmanın temel adımları, başlangıçta rastgele k merkez seçilmesi, veri noktalarının bu merkezlere atanması ve daha sonra her küme için ortalamanın yeniden hesaplanması şeklindedir. Bu işlem, küme merkezleri durağan bir noktaya ulaşınca kadar devam eder. K-Means'in optimizasyon hedefi, toplam kareler hatasının (Within-Cluster Sum of Squares – WCSS) minimize edilmesi

olduğundan sonuçlar başlangıç değerlerine duyarlıdır (Lloyd, 1982; Suyal & Sharma, 2024). Bu nedenle literatürde K-Means++ gibi daha iyi başlangıç seçimi sağlayan teknikler geliştirilmiştir (Arthur & Vassilvitskii, 2006).

Avantajları

K-Means'in en önemli avantajı, büyük ölçekli veri setlerinde bile oldukça hızlı çalışabilen hesaplama verimliliğidir. Algoritmanın iteratif yapısı basit olduğundan hem uygulanması kolaydır hem de diğer kümeleme yöntemlerine göre daha düşük hesaplama maliyeti gerektirir (Jain, 2010). Ayrıca belirlenen küme sayısı sabitse sonuçların tekrarlanabilir olması ve yöntemin yorumlanabilirliği K-Means'i birçok veri analizi sürecinde başlangıç noktası hâline getirir (Berkhin, 2006).

Sınırlılıkları

K-Means'in en önemli sınırlılığı, küme sayısının (k) önceden belirlenmesini gerektirmesidir; bu durum özellikle veri yapısı hakkında ön bilgi olmadığında dezavantaj oluşturur (Hamerly & Elkan, 2003). Ayrıca algoritma başlangıç noktalarına duyarlıdır ve farklı başlangıç seçimi farklı sonuçlar doğurabilir. Kümelerin küresel şekilli ve benzer büyüklükte olduğunun varsayılması da gerçek dünyadaki karmaşık veri yapılarında performans kaybına neden olabilir (Xu & Wunsch, 2008; Junthopas & Wongoutong, 2025).

Kullanım Alanları

K-Means; görüntü işleme, müşteri segmentasyonu, biyoinformatik, piyasaların bölütlenmesi, anomali tespiti ve davranış analizi gibi geniş bir uygulama alanında kullanılan temel bir kümeleme yöntemidir (Jain et al., 1999). Büyük miktarda verinin keşfedici analizinde ve veri ön işleme süreçlerinde hızlı, pratik ve etkili sonuçlar ürettiği için hem akademik hem endüstriyel çalışmalarda yaygın bir şekilde tercih edilmektedir (Berkhin, 2006).

3.2.2 Hiyerarşik Kümeleme (Hierarchical Clustering)

Hiyerarşik kümeleme, veri noktaları arasındaki benzerlik ilişkilerini kullanarak çok seviyeli bir küme yapısı oluşturan denetimsiz bir öğrenme yöntemidir. Algoritma, veriyi iç içe geçmiş kümeler şeklinde temsil eder ve bu yapıyı dendrogram adı verilen bir ağaç diyagramı ile görselleştirir (Jain et al., 1999). Hiyerarşik yaklaşımlar iki temel stratejiye ayrılır: birleştirici (agglomerative) ve ayrıştırıcı (divisive) yöntemler. Birleştirici strateji her veri noktasını ayrı bir küme olarak başlatır ve benzer kümeleri ardışık biçimde birleştirir; ayrıştırıcı strateji ise tüm veri setini tek bir küme olarak alır ve farklılaştırıcı özelliklere göre alt kümelere ayırır (Murtagh & Contreras, 2012)

Benzerlik ölçümlerinin hesaplanmasında genellikle Öklid mesafesi, Manhattan mesafesi veya korelasyon tabanlı uzaklık ölçütleri kullanılır. Kümeler arasındaki bağlantı ölçütü ise yöntemin davranışını belirleyen kritik bir bileşendir. Tek bağlantı (single linkage), en yakın iki nokta arasındaki mesafeyi temel alırken; tam bağlantı (complete linkage) en uzak iki nokta arasındaki mesafeyi dikkate alır. Ortalama bağlantı (average linkage) ve Ward yöntemi ise kümeler arasındaki tüm noktaların genel uzaklığını dikkate alarak daha dengeli bir kümeleme yapısı sağlar (Ward, 1963). Bu esneklik, hiyerarşik kümelemenin farklı veri tipleri ve problem türleri için uyarlanabilir olmasını sağlar (Murtagh & Contreras, 2012).

Avantajları

Hiyerarşik kümeleme, veri yapısını çok seviyeli bir biçimde temsil etmesi ve küme sayısının önceden belirlenmesine gerek duymaması nedeniyle esnek ve açıklayıcı bir yöntemdir (Jain et al., 1999). Dendrogram yapısının görselleştirilebilir olması, özellikle keşifsel veri analizinde veri noktaları arasındaki ilişkilerin detaylı biçimde anlaşılmasını sağlar. Ayrıca farklı uzaklık ve bağlantı ölçütleri sayesinde yöntemin çeşitli veri türlerine adaptasyonu kolaydır (Murtagh & Contreras, 2012).

Sınırlılıkları

Hiyerarşik kümeleme, özellikle büyük veri setlerinde hesaplama açısından maliyetli olmasının yanı sıra bir kez yapılan birleşme veya bölme işlemleri geri alınamaz, bu da yöntemi başlangıç hatalarına karşı duyarlı hâle getirir. Gürültülü verilerde yanlış hizalanmış kümeler oluşması da yöntemin bilinen sınırlılıkları arasındadır (Xu & Wunsch, 2005; Manning, 2008).

Kullanım Alanları

Hiyerarşik kümeleme; biyoinformatikte gen dizilimi analizinden, sosyal bilimlerde davranış örüntülerine, pazarlama alanında tüketici segmentasyonundan, görüntü analizinde nesne gruplamasına kadar geniş bir uygulama yelpazesinde kullanılmaktadır (Jain et al., 1999). Özellikle veri yapısının görsel olarak incelenmesi gereken durumlarda dendrogram temelli yapısı büyük avantaj sağlar ve bu yönüyle keşifsel analiz çalışmalarında sıkça tercih edilir (Murtagh & Contreras, 2012).

3.2.3 Yoğunluk Tabanlı Kümeleme Algoritması (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise- DBSCAN)

DBSCAN, yoğunluk tabanlı bir kümeleme algoritması olup veri noktalarını yoğunluklarının sürekliliğine göre kümeler hâlinde gruplandırır. Algoritma, bir noktanın çevresindeki komşu noktaların sayısına bakarak o noktanın "çekirdek", "sınır" ya da "gürültü" olarak sınıflandırılmasını sağlar (Ester et al., 1996). Bu yapı sayesinde DBSCAN, K-Means gibi geleneksel merkez-tabanlı yöntemlerin yakalayamadığı düzensiz şekilli veri yapılarında etkili bir performans gösterir (Xu & Wunsch, 2005). Son yıllardaki çalışmalar, DBSCAN'ın özellikle büyük veri setlerinde ve mekânsal yoğunluk yapılarının belirgin olduğu alanlarda yüksek performans gösterdiğini doğrulamaktadır (Ezugwu et al., 2022; Hahn-Klimroth et al., 2023).

DBSCAN, üç temel nokta türü üzerinden çalışır: çekirdek noktalar (core points), sınır noktaları (border points) ve gürültü/anomali noktaları (noise points). Bir noktanın çekirdek olarak tanımlanabilmesi için belirli bir yarıçap (eps) içerisinde

minimum komşu sayısı (minPts) şartının sağlanması gerekir. Algoritma, bu çekirdek noktaları birbirine bağlayarak kümeleri genişletirken, yoğunluk sürekliliğinin bulunmadığı bölgeleri doğal olarak ayırık tutar (Ester et al., 1996; Campello et al., 2013). Ancak güncel araştırmalar, epsilon ve MinPts değerlerinin otomatik belirlenmesini amaçlayan yeni yaklaşımlar geliştirmiş, özellikle eğimli yoğunluk bölgelerinde performans iyileştirmeleri sağlayan HDBSCAN gibi algoritmaları ortaya çıkarmıştır (McInnes et al., 2017; Ezugwu et al., 2022).

Avantajları

DBSCAN'ın en önemli avantajı, küme sayısını önceden belirleme gerekliliğini ortadan kaldırması ve düzensiz şekilli kümeleri doğal olarak tespit edebilmesidir (Ester et al., 1996). Ayrıca algoritmanın gürültüye karşı dayanıklı olması, onu gerçek dünyadaki karmaşık veri setleri için uygun kılar (Xu & Wunsch, 2005). Son yıllardaki çalışmalar, DBSCAN'ın yoğunluk tabanlı yapısı sayesinde özellikle davranış analizi, anomali tespiti ve sensör verisi işleme gibi alanlarda üstün performans gösterdiğini belirtmektedir (Hahn-Klimroth et al., 2024; Ezugwu et al., 2022).

Sınırlılıkları

DBSCAN'ın en belirgin sınırlılığı, eps ve minPts hiperparametrelerinin veri setine göre dikkatle seçilmesi gerektiğidir; yanlış seçilen parametreler kümelerin aşırı birleşmesine veya gereksiz bölünmesine yol açabilir (Ester et al., 1996). Ayrıca algoritma, yoğunluk dağılımının farklı bölgelerde önemli ölçüde değiştiği veri setlerinde zayıf performans gösterebilir; bu nedenle değişken yoğunluk yapılarının bulunduğu uygulamalarda HDBSCAN gibi gelişmiş yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır (Campello et al., 2013). Güncel çalışmalar, yüksek boyutlu veri setlerinde eps değerinin anlamlılığını kaybettiğini ve komşuluk mesafelerinin benzer değerlerde toplandığını belirterek boyut indirgeme veya mesafe öğrenme gibi ön adımların şart olduğunu vurgulamaktadır (Bhattacharjee & Mitra, 2021).

Kullanım Alanları

DBSCAN; anomali tespiti, coğrafi bilgi sistemleri, trafik analizleri, müşteri davranışı segmentasyonu, sensör verisi kümelenmesi ve biyoinformatik gibi çok çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Ester et al., 1996; Jain et al., 1999). Güncel uygulamalarda ise DBSCAN, özellikle büyük veri ortamlarında (örneğin dağıtık dosya sistemleri, streaming uygulamaları) yoğunluk temelli anomali tespiti, ağ güvenliği ve kullanıcı davranışı analizi gibi modern veri alanlarında sıklıkla tercih edilmektedir (Ezugwu et al., 2022).

3.2.4 Olasılık Tabanlı Kümeleme – Yoğunluk Modellemesi (Gaussian Mixture Models- GMM)

Gaussian Mixture Models (GMM), verinin birden fazla Gauss dağılımının karışımıyla üretildiğini varsayan olasılık tabanlı bir kümeleme yöntemidir. Bu yaklaşım, her kümenin bir ortalama (μ), bir kovaryans matrisi (Σ) ve bir karışım oranı (π) ile temsil edilmesini sağlar (McLachlan & Peel, 2000). GMM, K-Means gibi sert (hard) atama yerine, her veri noktasının her kümeye ait olma olasılığını hesaplayan "yumuşak (soft)" bir kümelendirme gerçekleştirir. Bu özellik, özellikle örtüşen kümelerin bulunduğu veri yapılarında daha esnek ve gerçekçi sonuçlar üretmesine katkı sağlar (Bishop, 2006; Ezugwu et al., 2022).

GMM'in öğrenme süreci genellikle Beklenti-Enbüyükleme (Expectation–Maximization; EM) algoritmasıyla yürütülür. EM algoritması ardışık bir şekilde parametreleri güncelleyerek veri kümesini en iyi açıklayan karışım modelini bulmaya çalışır (Dempster et al., 1977). GMM, küme üyeliğine ilişkin olasılık dağılımını sağladığı için belirsiz yapıli veri setlerinin analizinde güçlü bir araçtır. Bu yöntem, özellikle farklı dağılım yoğunluklarına sahip karmaşık veri kümelerinde başarıyla uygulanmaktadır (McLachlan & Peel, 2000). Ayrıca modern araştırmalar, GMM'in derin öğrenme ve temsil öğrenme yöntemleriyle bütünleşerek daha güçlü hibrit modeller oluşturduğunu göstermektedir (Dilokthanakul et al., 2016; Ezugwu et al., 2022).

Avantajları

GMM'in en önemli avantajı, kümelerin yalnızca küresel yapıda olduğunu varsaymaması ve çeşitli kovaryans yapılarını modelleyebilmesidir. Bu özellik, K-Means gibi yöntemlere kıyasla daha esnek küme şekillerine olanak tanır (Bishop, 2006). Ayrıca olasılıksal bir yaklaşım sunması, belirsiz veya örtüşen kümelerin bulunduğu veri setlerinde daha doğru temsil gücü sağlar (Zhao et al., 2019). Soft atama özelliği, özellikle sınırlı veri yapılarında karar vermeyi kolaylaştırır (Zhang et al., 2015).

Sınırlılıkları

GMM'in en önemli sınırlılığı, başlangıç parametrelerine duyarlılık göstermesi ve kötü başlatma durumlarında yerel minimumlara saplanabilmesidir (Dempster et al., 1977). Ayrıca yüksek boyutlu veri setlerinde kovaryans matrislerinin tahmini hesaplama açısından maliyetli olabilir; bu nedenle güncel çalışmalarda düzenleme teknikleri önerilmektedir (Zhao et al., 2018; Dilokthanakul et al., 2017). Veri setinin Gauss dağılımına uygun olmaması durumunda model performansının belirgin şekilde düşebileceği de literatürde sıklıkla belirtilmiştir (McLachlan & Peel, 2000).

Kullanım Alanları

GMM; ses işleme, biyometrik tanıma, görüntü segmentasyonu, finansal veri modelleme, gen ekspresyon analizi ve anomali tespiti gibi çok farklı alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır (McLachlan & Peel, 2000; Bishop, 2006). Son yıllarda özellikle temsil öğrenme, varyasyonel otomatik kodlayıcılar (VAE) ve derin kümelenme modellerinde kullanılmak üzere GMM tabanlı latent yapılar geliştirilmiştir (Dilokthanakul et al., 2017; Ezugwu et al., 2022). Bu yönüyle GMM hem klasik istatistiksel yapının hem de modern derin öğrenme araştırmalarının önemli bir parçası hâline gelmiştir.

3.3 Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning- RL)

Pekiştirmeli öğrenme, bir ajanın çevresiyle etkileşim kurarak deneme–yanılma yoluyla en uygun davranışları öğrenmesini amaçlayan bir makine öğrenmesi yaklaşımıdır. Bu yöntem, ödül (reward) ve ceza (penalty) sinyalleri aracılığıyla ajanın politika (policy) olarak adlandırılan karar verme stratejisini zamanla iyileştirmesine dayanır (Sutton & Barto, 1998). RL’in en temel bileşenleri; durum (state), eylem (action) ve ödül (reward) kavramlarıdır. Ajanın amacı, uzun vadeli toplam ödülü maksimize edecek bir politika öğrenmektir. Bu yönüyle RL, diğer öğrenme türlerinden farklı olarak çevrim içi etkileşime, ardışık karar verme süreçlerine ve zaman bağımlı geri bildirimlere dayanır (Kaelbling et al., 1996; Arulkumaran et al., 2017).

Güncel çalışmalar, RL’in özellikle karmaşık ve yüksek boyutlu ortamlarda etkili sonuçlar verebildiğini göstermektedir. Derin pekiştirmeli öğrenme (Deep Reinforcement Learning), derin sinir ağlarını kullanarak durum-uzayı temsillerini otomatik şekilde öğrenmekte ve bu sayede hem oyun oynama hem robotik kontrol hem de optimizasyon problemlerinde yüksek başarı düzeyi sağlamaktadır (Mnih et al., 2015). RL ayrıca enerji yönetimi, otonom araçlar, stok kontrol sistemleri ve sağlık alanındaki tedavi planlama modellerinde kullanılan güçlü bir araç hâline gelmiştir (François-Lavet et al., 2018; Li, 2022).

3.3.1 Q-Learning

Pekiştirmeli öğrenme alanında en yaygın kullanılan model-free (model gerektirmeyen) algoritmalarından biridir ve bir ajanın, içinde bulunduğu çevrede en yüksek toplam ödülü elde edecek eylem politikalarını öğrenmesini sağlar. Temel amaç, her durum-eylem çiftinin beklenen gelecekteki ödülünü temsil eden Q-değerlerini güncelleyerek optimal politika olan π^* 'ya ulaşmaktır (Watkins & Dayan, 1992). Bu nedenle Q-Learning hem ayrık eylem uzaylarında hem de belirsiz ortamlarda etkili bir yöntem olarak tanımlanmıştır (Sutton & Barto, 1998; Arulkumaran et al., 2017).

Q-Learning'in en önemli özelliklerinden biri, off-policy bir yöntem olmasıdır. Bu, ajanın keşif sırasında uyguladığı politika ile öğrenilen optimal politikanın aynı olmak zorunda olmadığı anlamına gelir; bu yapı, keşif-sömürü dengesinin esnek şekilde kontrol edilmesini sağlar (Mnih et al., 2015). Güncel araştırmalar, Q-Learning'in robotik, otonom kontrol, oyun stratejisi öğrenimi, enerji yönetimi ve akıllı sağlık sistemleri gibi geniş bir uygulama yelpazesinde kullanıldığını göstermektedir (François-Lavet et al., 2018; Li, 2022).

Avantajları

Q-Learning'in en büyük avantajı, çevre modeline ihtiyaç duymadan optimal politikayı öğrenebilmesidir (Watkins & Dayan, 1992). Ayrık durum-eylem uzaylarında hesaplaması görece kolaydır ve iyi tanımlanmış Bellman çerçevesine dayanması algoritmaya güçlü teorik bir garanti sağlar (Sutton & Barto, 1998). Ayrıca güncel çalışmalar, basit Q-Learning mimarisinin derin öğrenme ile birleştirildiğinde oldukça karmaşık ortamlarda bile yüksek başarı sağladığını ortaya koymaktadır (Mnih et al., 2015).

Sınırlılıkları

Q-Learning, büyük veya sürekli durum-eylem uzaylarında bellek tüketimi ve hesaplama maliyeti açısından ciddi zorluklar yaratabilir; bu durum “boyutsal lanet” olarak bilinen sınırlılığın bir yansımasıdır (François-Lavet et al., 2018). Ayrıca keşif stratejilerinin doğru ayarlanamaması durumunda öğrenme süreci dengesiz olabilir veya optimal olmayan politikalara yakınsamaya yol açabilir (Li, 2022).

Kullanım Alanları

Q-Learning; robotik kontrol, akıllı ulaşım sistemleri, oyun stratejisi geliştirme (örneğin grid-world ve Atari oyunları), enerji tüketimi optimizasyonu, ağ yönetimi, finansal karar destek sistemleri ve sağlıkta tedavi planlama gibi geniş bir kullanım alanına sahiptir (Mnih et al., 2015; Li, 2022).

3.3.2 SARSA (State–Action–Reward–State–Action)

SARSA, pekiştirmeli öğrenmede ajanların davranışlarını on-policy bir yaklaşımla öğrenmesini sağlayan temel algoritmalarından biridir. Q-Learning’den farklı olarak SARSA, öğrenme güncellemelerini ajanın gerçekten aldığı eylemler üzerinden yapar; yani politika hem davranış sırasında hem öğrenme sırasında aynıdır. Bu durum, özellikle riskli eylemlerin söz konusu olduğu ortamlarda daha temkinli bir öğrenme süreci sağlar (Sutton & Barto, 1998). SARSA’nın güncelleme kuralı, durum–eylem çiftlerinin beklenen gelecekteki ödüllерinin, gözlenen yeni durum ve bu durumda seçilen yeni eylem ile birlikte hesaplanmasına dayanır. Güncel çalışmalar, SARSA’nın robotik navigasyon, güvenli kontrol sistemleri ve risk duyarlılığı gerektiren görevlerde daha stabil öğrenme davranışı sergilediğini göstermektedir (François-Lavet et al., 2018; Li, 2022).

Avantajları

SARSA’nın en önemli avantajı, on-policy yapısı sayesinde daha güvenli öğrenme davranışı sergilemesidir. Ajan riskli eylemleri nadiren seçtiğinde öğrenme güncellemeleri de bunu yansıtır; bu nedenle SARSA, çevresel belirsizliğin yüksek olduğu ortamlarda Q-Learning’e göre daha istikrarlı bir yakınsama sağlayabilir (Sutton & Barto, 1998; François-Lavet et al., 2018).

Sınırlılıkları

SARSA’nın başlıca sınırlılığı, optimal politikayı Q-Learning kadar agresif aramamasıdır. Keşif stratejisinin doğrudan öğrenmeye etki etmesi, bazı problemlerde daha yavaş yakınsamaya veya daha temkinli kararlar nedeniyle performans kaybına yol açabilir (Li, 2022). Ayrıca durum–eylem uzayı büyüdükçe tablosal SARSA’nın hesaplama maliyeti hızla artar.

Kullanım Alanları

SARSA; mobil robot navigasyonu, otonom araçlarda güvenli rota planlama, güç sistemlerinde risk duyarlı kontrol, oyun stratejisi geliştirme ve eğitim

simülasyonları gibi güvenlik ve temkinli karar verme gerektiren alanlarda sıkça kullanılmaktadır (Li, 2022; François-Lavet et al., 2018).

3.3.3 Deep Q-Network (DQN)

Deep Q-Network (DQN), Q-Learning algoritmasını derin sinir ağlarıyla birleştirerek yüksek boyutlu durum uzaylarında karar verebilen güçlü bir pekiştirmeli öğrenme yaklaşımıdır. DQN, geleneksel Q-tablosu yerine bir derin ağ kullanarak Q-değerlerinin fonksiyon temsilini öğrenir ve bu sayede oyun oynama, robotik kontrol ve dinamik optimizasyon gibi karmaşık görevlerde etkili sonuçlar elde eder (Mnih et al., 2015). Algoritma, deney tekrar oynatma (experience replay) ve hedef ağ (target network) gibi kritik iyileştirmeler içerir; bu yapılar öğrenme sürecini daha kararlı hâle getirir ve yüksek boyutlu girdilerle çalışmayı mümkün kılar (Van Hasselt et al., 2016). Güncel araştırmalar, DQN'in gelişmiş sürümleri olan Double DQN, Rainbow DQN ve Distributional RL gibi yöntemlerin performansı daha da yükselttiğini göstermektedir (Hessel et al., 2018; Dabney et al., 2018).

Avantajları

DQN'in en önemli avantajı, yüksek boyutlu durum uzaylarını işleyebilmesi ve ham girdilerden (örneğin görüntüler) anlamlı temsil öğrenebilmesidir (Hessel et al., 2018). Deney tekrar oynatma gibi teknikler sayesinde örnek verimliliğini artırır ve klasik Q-Learning'e göre çok daha stabil bir öğrenme süreci sağlar (Hasselt et al., 2016). Modern çalışmalar, DQN türevlerinin karmaşık kontrol problemlerinde insan seviyesinde veya üzerinde performans gösterebildiğini raporlamaktadır (Dabney et al., 2018).

Sınırlılıkları

DQN büyük hesaplama gücü gerektirir ve hiperparametrelere oldukça duyarlıdır; uygun olmayan öğrenme oranı, ağ mimarisi veya güncelleme sıklığı, öğrenmenin dengesizleşmesine yol açabilir (Arulkumaran et al., 2017). Ayrıca DQN'in eylem uzayının büyük olduğu ortamlarda ölçeklenme güçlükleri vardır ve bu nedenle

araştırmacılar avantaj fonksiyonu tabanlı yöntemler ve actor-critic yapıları gibi alternatiflere yönelmektedir (Hessel et al., 2018; Dulac-Arnold et al., 2021).

Kullanım Alanları

DQN, Atari oyunları, robot manipülasyonu, otonom navigasyon, enerji sistemleri optimizasyonu, finansal ticaret stratejileri ve sağlık alanında tedavi karar desteği gibi geniş bir uygulama alanına sahiptir (Dulac-Arnold et al., 2021; Barth-Maron et al., 2018). Özellikle sensör tabanlı kontrol ve yüksek boyutlu görsel girdiler gerektiren görevlerde DQN ailesi hâlen temel yaklaşımlardan biri olarak kullanılmaktadır.

3.4 Makine Öğrenmesinin Spor Bilimleri Alanındaki Kullanımları ve Gelecek Potansiyeli

Makine öğrenmesi (ML), son yıllarda spor bilimleri alanında giderek artan bir ilgiyle karşılanan, performans analitiği ve karar destek sistemlerinin merkezinde yer alan güçlü bir teknolojik bileşen hâline gelmiştir Obi et al., 2024; Souaifi et al., 2025). Sporun doğası gereği çok boyutlu, dinamik ve yüksek hacimli veriler üretmesi, ML yöntemlerinin bu alana uyarlanmasını özellikle değerli kılmaktadır (Pappalardo et al., 2019; Wang et al., 2009). Sporcu performanslarının modellenmesi, fizyolojik parametrelerin izlenmesi, hareket paternlerinin analizi ve antrenman yüklerinin optimize edilmesi gibi alanlarda ML, hem araştırmacılar hem de saha uygulayıcıları için yeni fırsatlar yaratmaktadır (Akenhead & Nassis, 2016; Claudino et al., 2019; Gabbett, 2016). Bu teknolojiler, antrenörlerin karar verme süreçlerini desteklemekle kalmayıp sporcunun bireyselleştirilmiş gelişim planlarında daha isabetli ve bilimsel temelli çözümler sunmaktadır.

ML'in spor bilimlerinde en görünür kullanım alanlarından biri performans analitiğidir (Peltola, 2005; Obi et al., 2024). Giyilebilir sensörler, GPS cihazları, ivmeölçerler ve video takip sistemleri aracılığıyla toplanan veriler, sporcuların hız, ivme, yön değiştirme sıklığı, yüklenme düzeyi ve teknik-taktik davranışları hakkında kapsamlı bilgi sağlar (Akenhead & Nassis, 2016; Buchheit, 2014). Bu veriler, geleneksel istatistiksel yöntemlerle analiz edildiğinde önemli sonuçlar

 retse de karmařık iliřkilerin ortaya  ıkarılması  o u zaman m mk n olmaz (Souaifi et al., 2025). Makine   renmesi ise  ok de iřkenli ve y ksek hacimli bu verileri iřleyerek daha do ru performans tahminleri, antrenman y k   onerileri ve m sabaka stratejileri  retme potansiyeline sahiptir (Obi et al., 2024; Rossi et al., 2018). Bu sayede antren rler yalnızca sezgisel kararlarla de il, bilimsel analizlerle desteklenen stratejiler geliřtirebilmektedir (Hals n, 2014).

Makine   renmesi ayrıca teknik ve taktik analizlerde de g  cl  bir ara  olarak  ne  ıkmaktadır (Pappalardo et al., 2019; Bunker & Susnjak, 2022).  zellikle takım sporlarında pozisyon verileri, pas a ları, oyun i i hareketler ve rakip analizleri, ML'in sınıflandırma, k meleme ve  r nt  tanıma yetenekleri kullanılarak incelenebilir (Pappalardo et al., 2019). Bu analizler, oyunun gizli dinamiklerini a   a  ıkararak hem antren rlere hem de sporculara stratejik avantaj sa lar (Obi et al., 2024). Modern futbolda kullanılan h cum/defans řablonlarının  ıkarılması, basketbolda h cum verimlili inin modellenmesi ve voleybolda pas da ılım algoritmalarının analizi gibi bir ok uygulama bu  er evede de erlendirilebilir (Pappalardo et al., 2019; Rossi et al., 2018).

Biyomekanik  alıřmalar da ML'in sundu u geniř olanaklardan faydalanmaktadır (Souaifi et al., 2025; Wang et al., 2009). Y ksek hızlı kameralar ve   c boyutlu hareket yakalama sistemlerinden elde edilen veriler, spor tekniklerinin otomatik de erlendirilmesi, hareket paternlerinin sınıflandırılması ve performans hatalarının belirlenmesinde kullanılmaktadır (Souaifi et al., 2025). Bu sayede hem elit hem de geliřmekte olan sporcular i in kiřiye  zg  teknik geliřim programları geliřtirilebilmektedir (Obi et al., 2024).  zellikle atletizm, y zme ve jimnastik gibi bireysel spor branřlarında ML tabanlı teknik analiz sistemleri giderek standart h le gelmektedir (Souaifi et al., 2025).

ML'in spor bilimlerinde  ne  ıkan bir di er katkısı ise psikofizyolojik g stergelerin modellenmesi ve sporcunun zihinsel performansının de erlendirilmesidir (Buchheit, 2014; Hals n, 2014). Kalp atım hızı de iřkenli i, galvanik deri tepkisi, EEG verileri ve di er n rofizyolojik  l  mler kullanılarak

sporcuların stres düzeyi, bilişsel yükü ve karar verme kalitesi ML ile tahmin edilebilmektedir (Buchheit, 2014). Bu tür analizler yalnızca rekabet performansını geliştirmekle kalmayıp sporcu sağlığı, antrenman planlaması ve mental dayanıklılık açısından da kritik bilgiler sunmaktadır (Halsen, 2014).

Son olarak, makine öğrenmesi sporcu seçimi, yetenek keşfi ve gelişim programlarının kişiselleştirilmesi gibi alanlarda da güçlü bir araç olmaya devam etmektedir (Obi et al., 2024; Bunker & Susnjak, 2022). Genç sporculardan toplanan motor beceri verileri, büyüme-gelişim göstergeleri ve teknik-taktik performans ölçümleri ML algoritmalarıyla analiz edilerek uzun vadeli başarı potansiyeli tahmin edilebilmektedir (Peltola, 2005; Rossi et al., 2018). Bu da kulüplerin ve federasyonların daha isabetli yatırımlar yapmasına ve sporcu gelişim süreçlerini optimize etmesine yardımcı olmaktadır (Obi et al., 2024).

Sonuç ve Gelecek Perspektif

Makine öğrenmesi (Machine Learning- ML) günümüzde spor bilimlerinin en yenilikçi bileşenlerinden biri hâline gelmiş ve performans analizi, antrenman planlaması, yaralanma riski tahmini ve taktiksel karar destek gibi çok sayıda alanda akademik ve uygulamalı çalışmaların merkezine yerleşmiştir. Bu kitap bölümünde ele alınan denetimli, denetimsiz ve pekiştirmeli öğrenme yöntemlerinin tamamı, sporda üretilen yüksek hacimli verilerin anlamlandırılmasında kritik roller üstlenmektedir. Giyilebilir sensörlerden video analiz sistemlerine, biyomekanik laboratuvar çıktılarından psikofizyolojik ölçümlere kadar pek çok kaynaktan elde edilen veriler, makine öğrenmesiyle birleştiğinde hem sezon içi hem de uzun vadeli gelişim süreçlerinde değerli bilgiler üretmektedir.

Denetimli öğrenme yöntemleri, özellikle performans değerlendirme ve yaralanma tahmini konularında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Lineer regresyon, lojistik regresyon, karar ağaçları, SVM ve sinir ağları gibi modeller, sporcunun yüklenme düzeyi, motor becerileri, oyun içi davranışları ve fizyolojik geri bildirimleri arasında ilişkiler kurarak antrenörlere veri temelli kararlar

sunmaktadır. Yaralanma riskinin erken tahmini, antrenman şiddetinin bireyselleştirilmesi ve müsabaka performansının öngörülmesi gibi kritik çıktılar, bu yöntemlerin spor bilimlerindeki değerini ortaya koymaktadır.

Denetimsiz öğrenme ise özellikle oyuncu profillemeye, taktiksel davranışların keşfi, performans segmentasyonu ve veri yoğun branşlarda (futbol, basketbol, voleybol gibi) örüntü analizi için güçlü araçlar sunmaktadır. Kümeleme algoritmaları, benzer hareket desenlerine sahip sporcuları veya benzer oyun içi davranış sergileyen takımları sınıflandırarak antrenörlerin stratejik planlamalarını desteklemektedir. Bu yöntemler, veri etiketlemenin zor olduğu durumlarda araştırmacılara keşfedici analiz yapma olanağı sağlamaktadır.

Pekiştirmeli öğrenme yöntemleri ise sporda özellikle taktik ve strateji geliştirme, robotik spor teknolojileri, oyun simülasyonları ve karar verme süreçlerinin modellenmesinde öne çıkmaktadır. Q-Learning, SARSA ve DQN gibi algoritmalar, karmaşık oyun ortamlarında optimal stratejilerin belirlenmesine yardımcı olabilir ve özellikle video oyunları üzerinde yapılan çalışmalar aracılığıyla takım sporları analitiğinde yeni ufuklar sunmaktadır. Gerçek zamanlı karar verme gerektiren branşlarda pekiştirmeli öğrenme uygulamalarının artması beklenmektedir.

Makine öğrenmesinin spor bilimleri alanındaki kullanımı önümüzdeki yıllarda daha da yaygınlaşacak ve teknolojik yeniliklerle birlikte sporda karar alma süreçleri çok daha yüksek doğrulukla desteklenecektir. Giyilebilir teknolojilerin gelişmesiyle sporculardan elde edilen veriler hem daha çeşitli hem de daha yüksek çözünürlüklü hâle gelecek, bu durum ML modellerinin performansını artırarak daha hassas tahminler yapılmasına olanak sağlayacaktır. Özellikle gerçek zamanlı veri analizi, müsabaka sırasında anlık karar destek sistemlerinin gelişmesine katkıda bulunacaktır.

Derin öğrenme ve makine öğrenmesi tabanlı hareket analiz sistemleri, biyomekanik performans değerlendirmesini önemli ölçüde geliştirecek potansiyele sahiptir. Video tabanlı pose estimation yöntemlerinin ilerlemesi, spor

tekniklerinin otomatik olarak deęerlendirilmesini ve bireysel gelişim planlarının daha isabetli biçimde hazırlanmasını kolaylaştıracaktır. Bu gelişme, laboratuvar ortamına baęlı kalmadan saha içinde yüksek doęrulukla teknik analiz yapılabilmesinin önünü açacaktır.

Takım sporlarında taktiksel analiz, ML'in en hızlı gelişeceği alanlardan biridir. Büyük hacimli konum verileri, top hareketi analitięi, pas aę yapıları ve oyun içi davranış sekanslarının modellenmesi, antrenörlere daha ileri seviyede stratejik iç görüler sunacaktır. Pekiştirmeli öğrenme tabanlı oyun simülasyonları, farklı taktik varyasyonlarının sanal ortamda test edilmesine olanak tanıyarak müsabaka hazırlık süreçlerini dönüştürebilir.

Sporcuların fiziksel, teknik ve psikolojik özelliklerine göre oluşturulan veri temelli bireyselleştirilmiş antrenman sistemleri, performans gelişimini optimize ederken aşırı yüklenme ve sakatlık riskini azaltacaktır. Bu kapsamda ML tabanlı karar destek sistemleri, geleceęin spor teknolojilerinin en önemli bileşenlerinden biri olacaktır.

Sonuç olarak, makine öğrenmesi spor bilimlerini hem araştırma hem uygulama düzeyinde dönüştüren bir çerçeve oluşturmuştur. Performans gelişimi, yaralanma önleme, antrenman optimizasyonu, taktik analiz ve biyomekanik ölçümler gibi geniş bir alanda kullanılan ML yöntemleri, sporu daha bilimsel, ölçülebilir ve bireyselleştirilebilir hâle getirmektedir. Bu gelişmeler, spor bilimlerinde veri odaklı bir kültürün yerleşmesine ve daha güçlü bir bilimsel altyapının oluşmasına katkı sağlamaktadır.

Kaynakça

- Agresti, A. (2017). Statistical methods for the social sciences. Pearson.
- Aiken, L. S., West, S. G., & Reno, R. R. (1991). Multiple regression: Testing and interpreting interactions. sage.
- Akenhead, R., & Nassis, G. P. (2016). Training load and player monitoring in high-level football: current practice and perceptions. *International journal of sports physiology and performance*, 11(5), 587-593.
- Alizade-Harakiyan, M., Khodaei, A., Yousefi, A., Zamani, H., & Mesbahi, A. (2025). Decision tree-based machine learning algorithm for prediction of acute radiation esophagitis. *Biochemistry and Biophysics Reports*, 42, 101991.
- Al Tahhan, A., Ramadan, M., Choi, D. S., Ahmed, R., Ghazal, M., & AlKhedher, M. (2025). Recent advancements in Artificial Neural Network-based temperature prediction and management of lithium-ion batteries: A comprehensive review. *AI Thermal Fluids*, 100014.
- Arthur, D., & Vassilvitskii, S. (2006). k-means++: The advantages of careful seeding. *Stanford*.
- Arulkumaran, K., Deisenroth, M. P., Brundage, M., & Bharath, A. A. (2017). Deep reinforcement learning: A brief survey. *IEEE signal processing magazine*, 34(6), 26-38.
- Barth-Maron, G., Hoffman, M. W., Budden, D., Dabney, W., Horgan, D., TB, D., Muldal, A., Heess, N., & Lillicrap, T. (2018). Distributed distributional deterministic policy gradients. *arXiv Preprint, arXiv:1804.08617*.
- Ben-Hur, A., & Weston, J. (2009). A user's guide to support vector machines. In *Data mining techniques for the life sciences* (pp. 223-239). Totowa, NJ: Humana Press.
- Berkhin, P. (2006). A survey of clustering data mining techniques. In *Grouping multidimensional data: Recent advances in clustering* (pp. 25-71). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Bhattacharjee, P., & Mitra, P. (2021). A survey of density based clustering algorithms. *Frontiers of Computer Science*, 15(1), 151308.
- Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning* (Vol. 4, No. 4, p. 738). New York: springer.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (2017). *Classification and regression trees*. Chapman and Hall/CRC.

- Buchheit, M. (2014). Monitoring training status with HR measures: do all roads lead to Rome?. *Frontiers in physiology*, 5, 73.
- Bunker, R., & Susnjak, T. (2022). The application of machine learning techniques for predicting match results in team sport: A review. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 73, 1285-1322.
- Campello, R. J., Moulavi, D., & Sander, J. (2013, April). Density-based clustering based on hierarchical density estimates. In *Pacific-Asia conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 160-172). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Claudino, J. G., Cronin, J., Mezêncio, B., McMaster, D. T., McGuigan, M., Tricoli, V., Amadio, A. C., & Serrão, J. C. (2019). The countermovement jump to monitor neuromuscular status: A meta-analysis. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 22(4), 442–450.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random forests. In *Ensemble machine learning* (pp. 157-175). Springer, New York, NY.
- Dabney, W., Rowland, M., Bellemare, M., & Munos, R. (2018, April). Distributional reinforcement learning with quantile regression. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 32, No. 1).
- Dempster, A. P., Laird, N. M., & Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the royal statistical society: series B (methodological)*, 39(1), 1-22.
- Dey, D., Haque, M. S., Islam, M. M., Aishi, U. I., Shammy, S. S., Mayen, M. S. A., Noor, S. T. A., & Uddin, M. J. (2025). The proper application of logistic regression model in complex survey data: A systematic review. *BMC Medical Research Methodology*, 25(1), 15.
- Dilokthanakul, N., Mediano, P. A., Garnelo, M., Lee, M. C., Salimbeni, H., Arulkumaran, K., & Shanahan, M. (2016). Deep unsupervised clustering with gaussian mixture variational autoencoders. *arXiv preprint arXiv:1611.02648*.
- Dulac-Arnold, G., Levine, N., Mankowitz, D. J., Li, J., Paduraru, C., Goyal, S., & Hester, T. (2021). Challenges of real-world reinforcement learning: definitions, benchmarks and analysis. *Machine Learning*, 110(9), 2419-2468.
- Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996, August). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd* (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).

- Ezugwu, A. E., Ikotun, A. M., Oyelade, O. O., Abualigah, L., Agushaka, J. O., Eke, C. I., & Akinyelu, A. A. (2022). A comprehensive survey of clustering algorithms: State-of-the-art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 110, 104743.
- Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?. *The journal of machine learning research*, 15(1), 3133-3181.
- François-Lavet, V., Henderson, P., Islam, R., Bellemare, M. G., & Pineau, J. (2018). An introduction to deep reinforcement learning. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 11(3-4), 219-354.
- Gabbett, T. J. (2016). The training— injury prevention paradox: should athletes be training smarter and harder?. *British journal of sports medicine*, 50(5), 273-280.
- Glatthorn, J. F., Gouge, S., Nussbaumer, S., Stauffacher, S., Impellizzeri, F. M., & Maffiuletti, N. A. (2011). Validity and reliability of Optojump photoelectric cells for estimating vertical jump height. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 25(2), 556-560.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1, No. 2). Cambridge: MIT press.
- Guido, R., Ferrisi, S., Lofaro, D., & Conforti, D. (2024). An overview on the advancements of support vector machine models in healthcare applications: a review. *Information*, 15(4), 235.
- Hahn-Klimroth, M., Dierkes, P. W., & Kleespies, M. W. (2023). An unsupervised learning approach to evaluate questionnaire data--what one can learn from violations of measurement invariance. *arXiv preprint arXiv:2312.06309*.
- Halson, S. L. (2014). Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports medicine*, 44(Suppl 2), 139-147.
- Hamerly, G., & Elkan, C. (2003). Learning the k in k-means. *Advances in neural information processing systems*, 16.
- Hastie, T. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*.
- Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines*, 3/E. Pearson Education India.
- Hessel, M., Modayil, J., Van Hasselt, H., Schaul, T., Ostrovski, G., Dabney, W., Horgan, D., Piot, B., Azar, M., & Silver, D. (2018). Rainbow: Combining

- improvements in deep reinforcement learning. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 32(1).
- Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*, 18(7), 1527-1554.
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons.
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666.
- Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). Data clustering: a review. *ACM computing surveys (CSUR)*, 31(3), 264-323.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning: with applications in R* (Vol. 103). New York: springer.
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). *Machine learning: Trends, perspectives, and prospects*. *Science*, 349(6245), 255-260.
- Junthopas, W., & Wongoutong, C. (2025). Pre-Determining the Optimal Number of Clusters for k-Means Clustering Using the Parameters Package in R and Distance Metrics. *Applied Sciences*, 15(21), 11372.
- Kanksha, Singh, H., & Laxmi, V. (2020, December). Supervised Learning Algorithm: A Survey. In *International Conference on Advanced Informatics for Computing Research* (pp. 71-78). Singapore: Springer Singapore.
- Károly, A. I., Fullér, R., & Galambos, P. (2018). Unsupervised clustering for deep learning: A tutorial survey. *Acta Polytechnica Hungarica*, 15(8), 29-53.
- Kaelbling, L. P., Littman, M. L., & Moore, A. W. (1996). Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, 4, 237-285.
- Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, 160(1), 3-24.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Kutner, M. (1996). *Applied linear regression models*.
- Le, H. L., Le, T. T., Vu, T. T. H., Tran, D. H., Chau, D. V., & Ngo, T. T. T. (2023). A survey on the impact of hyperparameters on random forest

- performance using multiple accelerometer datasets. *Int. J. Comput. Their Appl.*, 30, 351-361.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Li, Y. (2022). Reinforcement learning in practice: Opportunities and challenges. *arXiv preprint arXiv:2202.11296*.
- Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability: In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.
- Lloyd, S. (1982). Least squares quantization in PCM. *IEEE transactions on information theory*, 28(2), 129-137.
- Loh, W. Y. (2014). Fifty years of classification and regression trees. *International Statistical Review*, 82(3), 329-348.
- Long, J. S., & Freese, J. (2006). Regression models for categorical dependent variables using Stata (Vol. 7). Stata press.
- Manning, C. D. (2008). Introduction to information retrieval. Syngress Publishing,
- McInnes, L., Healy, J., & Astels, S. (2017). hdbscan: Hierarchical density based clustering. *J. Open Source Softw.*, 2(11), 205.
- McLachlan, G. J., & Peel, D. (2000). Finite mixture models. John Wiley & Sons.
- McQueen, J. B. (1967). Some methods of classification and analysis of multivariate observations. In *Proc. of 5th Berkeley Symposium on Math. Stat. and Prob.* (pp. 281-297).
- Mienye, I. D., & Jere, N. (2024). A survey of decision trees: Concepts, algorithms, and applications. *IEEE access*, 12, 86716-86727.
- Minsky, M., & Papert, S. (1969). An introduction to computational geometry. Cambridge tiass., HIT, 479(480), 104.
- Mitchell, T. M. (1997). Does machine learning really work?. *AI magazine*, 18(3), 11-11.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., & Riedmiller, M. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540), 529–533.
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). Introduction to linear regression analysis. John Wiley & Sons.
- Murphy, K. P. (2012). Machine learning: a probabilistic perspective. MIT press.

- Murtagh, F., & Contreras, P. (2012). Algorithms for hierarchical clustering: an overview. *Wiley interdisciplinary reviews: data mining and knowledge discovery*, 2(1), 86-97.
- Nasteski, V. (2017). An overview of the supervised machine learning methods. *Horizons. b*, 4(51-62), 56.
- Obi, O. C., Dawodu, S. O., Onwusinkwue, S., Osasona, F., Atadoga, A., & Daraojimba, A. I. (2024). Data science in sports analytics: A review of performance optimization and fan engagement. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 21(1), 2663-2670.
- Pappalardo, L., Cintia, P., Rossi, A., Massucco, E., Ferragina, P., Pedreschi, D., & Giannotti, F. (2019). A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions. *Scientific data*, 6(1), 236.
- Peltola, E. (2005). Competitive performance of elite track-and-field athletes: variability and smallest worthwhile enhancements. *Sportscience*, 9, 17-21.
- Peng, C. Y. J., Lee, K. L., & Ingersoll, G. M. (2002). An introduction to logistic regression analysis and reporting. *The journal of educational research*, 96(1), 3-14.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, 1(1), 81-106.
- Quinlan, J. R. (2014). *C4. 5: programs for machine learning*. Elsevier.
- Ramachandran, S., Murugesan, M. K., Saravanan, M. R., Arjun, N., & Kumar, N. (2025, April). A survey on supervised machine learning algorithms. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 3279, No. 1, p. 020003). AIP Publishing LLC.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6), 386.
- Rossi, A., Pappalardo, L., Cintia, P., Iaia, F. M., Fernández, J., & Medina, D. (2018). Effective injury forecasting in soccer with GPS training data and machine learning. *PloS one*, 13(7), e0201264.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117.
- Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2002). *Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT press.
- Seber, G. A., & Lee, A. J. (2003). *Linear regression analysis*. John Wiley & Sons.

- Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. (2014). *Understanding machine learning: From theory to algorithms*. Cambridge university press.
- Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A., Chen, Y., Lillicrap, T., Hui, F., Sifre, L., van den Driessche, G., Graepel, T., & Hassabis, D. (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354–359.
- Souaifi, M., Dhahbi, W., Jebabli, N., Ceylan, H. İ., Boujabli, M., Muntean, R. I., & Dergaa, I. (2025). Artificial intelligence in sports biomechanics: A scoping review on wearable technology, motion analysis, and injury prevention. *Bioengineering*, 12(8), 887.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction* (Vol. 1, No. 1, pp. 9-11). Cambridge: MIT press.
- Suyal, M., & Sharma, S. (2024). A review on analysis of k-means clustering machine learning algorithm based on unsupervised learning. *Journal of Artificial Intelligence and Systems*, 6(1), 85-95.
- Turing, A. M. (2007). Computing machinery and intelligence. In *Parsing the Turing test: Philosophical and methodological issues in the quest for the thinking computer* (pp. 23-65). Dordrecht: Springer Netherlands.
- Van Hasselt, H., Guez, A., & Silver, D. (2016, March). Deep reinforcement learning with double q-learning. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 30, No. 1).
- Vapnik, V. (2013). *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Wang, L., Cheng, L., & Zhao, G. (Eds.). (2009). *Machine Learning for Human Motion Analysis: Theory and Practice: Theory and Practice*. IGI Global.
- Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American statistical association*, 58(301), 236-244.
- Watkins, C. J., & Dayan, P. (1992). Q-learning. *Machine learning*, 8(3), 279-292.
- Weisberg, S. (2005). *Applied linear regression* (Vol. 528). John Wiley & Sons.
- Xu, R., & Wunsch, D. (2005). Survey of clustering algorithms. *IEEE Transactions on neural networks*, 16(3), 645-678.
- Xu, R., & Wunsch, D. (2008). *Clustering*. John Wiley & Sons.

- Zarin Khat, A., Mohamadi, Z., Shafizadeh, A., Aliyan, Y., Shayesteh, S. F., Goudarzi, P., Khodabandeh, A., Vaghari, A., Ashrafi, H., Bahrami, O., Khodabandeh, Y., & Pouyan, K. (2025). The application of random forest-based models in prognostication of gastrointestinal tract malignancies: A systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1517670.
- Zhang, S., Wang, F., Tan, S., Wang, S., & Chang, Y. (2015). Novel monitoring strategy combining the advantages of the multiple modeling strategy and Gaussian mixture model for multimode processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 54(47), 11866-11880.
- Zhang, Y., & Yang, Q. (2021). A survey on multi-task learning. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 34(12), 5586-5609.
- Zhao, Y., Shrivastava, A. K., & Tsui, K. L. (2018). Regularized Gaussian mixture model for high-dimensional clustering. *IEEE transactions on cybernetics*, 49(10), 3677-3688.

BÖLÜM 4:

Kardiyovasküler Fonksiyonların Derinlemesine Analizi

Dr. Cebraail GENÇOĞLU¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Bu bölüm, mobil fotopletizmografi (PPG) tabanlı kalp hızı değişkenliği (HRV) analizinin kardiyovasküler fonksiyonun değerlendirilmesi, otonom sinir sistemi takibi ve spor performans yönetimi açısından sunduğu olanakları kapsamlı biçimde ele almaktadır. Öncelikle kardiyovasküler sistemin fizyolojik temelleri ve HRV'nin otonom dengeyi yansıtan kuramsal çerçevesi açıklanmış, ardından mobil sensör teknolojilerinin veri üretim mekanizması ve egzersiz sırasında PPG sinyalinin davranışı incelenmiştir. Bu çerçevede egzersizin hemodinamik yanıtları, hareket artefaktları ve toparlanma süreçlerinin HRV üzerindeki etkileri değerlendirilmiştir.

Ayrıca mobil HRV ölçümlerinin spor bilimlerinde pratik kullanım alanları; yüklenme-toparlanma yönetimi, stres takibi, uyku değerlendirmesi ve performans planlaması bağlamlarında tartışılmıştır. Yapay zekâ tabanlı tahmin modelleri, çoklu sensör birleşimi ve dijital sporcu izleme ekosistemlerinin gelişimi, mobil HRV analizlerinin gelecekteki potansiyelini artıran yenilikçi yaklaşımlar olarak sunulmuştur. Son olarak, sürekli pasif izleme teknolojileri, yeni biyobelirteçlerin geliştirilmesi ve klinik-spor bilimi entegrasyonu geleceğin araştırma alanları arasında değerlendirilmiştir. Genel olarak mobil PPG tabanlı HRV analizi, modern sporcu izlemi ve performans yönetimi için giderek önem kazanan bilimsel ve pratik bir araç olarak öne çıkmaktadır.

Giriş

Kardiyovasküler sistem, dolaşım dinamiklerinin sürekliliğini sağlayan merkezi bir fizyolojik yapı olup; kalp, damarlar ve sinirsel düzenleme mekanizmalarının bütünleşik çalışması ile oksijen taşınımı, metabolik artıkların uzaklaştırılması ve dokuların homeostatik gereksinimlerinin karşılanması sağlar (Opondo, Sarma, ve Levine, 2015; Sevindik Aktaş, 2025). Bu sistemin işleyişi, büyük ölçüde otonom sinir sistemi tarafından düzenlenen dakikadaki atım sayısı, kalp kasılma kuvveti, damar tonusu ve periferik dolaşım değişkenleri üzerinden kontrol edilir (McArdle, Katch, ve Katch, 2006; Opondo vd., 2015). Dolayısıyla kardiyovasküler fonksiyonun anlık dalgalanmalarını izlemek hem fizyolojik stres yükü hem de organizmanın adaptasyon kapasitesi hakkında kritik bilgiler sunar ve modern performans biliminde temel bir değerlendirme alanı hâline gelmiştir. Mobil fotopletizmografi (PPG) teknolojisinin gelişmesi, kardiyovasküler fonksiyonun saha koşullarında düşük maliyetli, erişilebilir ve sürekli biçimde izlenmesini mümkün kılarak fizyolojik değerlendirme yöntemlerinde önemli bir dönüşüm yaratmıştır (Jindal, 2016). PPG sensörleri, periferik dokulardaki kan hacmi değişimlerini optik prensiplerle algılayarak kalp atım aralığı, nabız dalga formu ve vasküler dinamikler gibi parametrelerin non-invaziv olarak ölçülmesini sağlar (Jindal, 2016; Lee ve Lee, 2021; Peart, Balsalobre-Fernández, ve Shaw, 2019). Yeni nesil mobil sensörler, özellikle istirahat hâlindeki ölçümlerde elektrokardiyografi (EKG) ile yüksek düzeyde uyum göstermekte ve geniş ölçekli fizyolojik izlem uygulamaları için güçlü bir alternatif oluşturmaktadır (Shan vd., 2016).

Kalp hızı değişkenliği (HRV), ardışık kalp atımları arasındaki zaman aralığının doğal dalgalanmalarını analiz ederek otonom sinir sisteminin kardiyak kontrolünü yansıtan güçlü bir göstergedir (Dong, 2016; Makivić, Nikić Djordjević, ve Willis, 2013). HRV'nin zaman-domaine, frekans-domaine ve non-lineer ölçütleri; parasempatik etkinlik, sempatovagal denge, barorefleks duyarlılığı ve fizyolojik stres yanıtları hakkında ayrıntılı bilgiler sunar (Dong, 2016). HRV'nin duyarlılığı ve yorumlanabilirliği nedeniyle hem klinik

kardiyoloji hem de egzersiz fizyolojisi alanlarında yaygın olarak kullanılması, kardiyovasküler fonksiyonun bütüncül bir marker'ı olarak değerini artırmıştır (Makivić vd., 2013; Parati, Saul, Di Rienzo, ve Mancina, 1995; Souza, Philbois, Veiga, ve Aguilar, 2021).

PPG tabanlı mobil sistemlerin HRV analizindeki en önemli avantajı, laboratuvar dışı ortamlarda sürekli ve tekrarlanabilir veri üretebilmesidir (Lin, Wu, Li, Zhang, ve Zhang, 2014; Pinheiro vd., 2016). PPG sinyallerinden elde edilen inter-beat interval (IBI) verileri, gelişmiş sinyal işleme algoritmalarıyla artefaktlardan arındırıldığında, dinlenik HRV ölçümlerinde EKG ile oldukça yüksek korelasyon göstermektedir (Lin vd., 2014; Pinheiro vd., 2016). Bununla birlikte, hareket artefaktları, periferik vazokonstriksiyon ve sensör–deri temasındaki değişkenlik gibi faktörler özellikle egzersiz sırasındaki ölçümlerde sınırlayıcı unsurlar olarak karşımıza çıkar. Bu nedenle mobil ölçümlerin doğruluğu büyük ölçüde veri ön işleme tekniklerinin kalitesine bağlıdır (Lei, Cai, ve Hua, 2021).

Spor bilimleri bağlamında mobil PPG tabanlı HRV analizi, sporcularda otonom yanıtın günlük olarak takip edilmesi, yüklenme-toparlanma dengesinin değerlendirilmesi ve fazla yüklenme durumlarının erken tespiti açısından önemli bir araç hâline gelmiştir (Temko, 2017). Antrenman sonrası parasempatik yeniden aktivasyon hızı, toparlanma süreçlerinin niteliği ve stres yanıtının şiddeti gibi parametreler, HRV üzerinden güvenilir biçimde değerlendirilebilmektedir. Ayrıca mobil ölçümlerin pratikliği sayesinde sporcuların doğal yaşam ve antrenman ortamlarında düzenli veri toplanması mümkün hâle gelmiş, böylece performans yönetimi daha bireyselleştirilmiş bir yapıya kavuşmuştur (Javorka, Zila, Balharek, ve Javorka, 2002; Michael, Graham, ve Davis, 2017).

Son olarak, yapay zekâ temelli sinyal analizi, çoklu sensör entegrasyonu ve veri füzyon yöntemlerinin gelişmesi, mobil PPG sistemlerinin doğruluk ve kapsamını artırarak kardiyovasküler fonksiyonun derinlemesine analizinde yeni bir dönemin başlangıcını işaret etmektedir (Akishin, Nikolaev, ve Pisareva, 2021; Bartusik-Aebisher, Rogóż, ve Aebisher, 2025). Bu teknolojik gelişmeler, hem sağlık

temelli uygulamalarda hem de sportif performans izlem süreçlerinde daha bütüncül, duyarlı ve öngörücü modellerin oluşturulmasına zemin hazırlamaktadır. Bu nedenle mobil PPG ile HRV analizi, modern egzersiz biliminde otonom sinir sistemi takibinin merkezinde yer alan yenilikçi bir yaklaşım olarak ön plana çıkmaktadır (Jindal, 2016; Pinheiro vd., 2016).

Temel Kavramlar ve Kuramsal Arka Plan

2.1. Mobil Sensör Teknolojileri ve Fizyolojik Ölçümlerin Dijitalleşmesi

Mobil sensör teknolojileri, fizyolojik değişkenlerin taşınabilir, düşük maliyetli ve sürekli biçimde izlenmesini sağlayarak modern biyofizyolojik ölçüm paradigmasını kökten değiştirmiştir. Özellikle optik fotopletizmografi (PPG) temelli sensörler, periferik dolaşımdaki kan hacmi değişimlerini ışık absorpsiyonu üzerinden ölçerek kardiyovasküler işlevlerin anlık değerlendirilmesine olanak tanımaktadır. Bu sensörler giyilebilir cihazlara, akıllı telefonlara ve sporcu takip sistemlerine entegre edildiğinde, nabız dalga formu, inter-beat interval (IBI), solunum paterni, damar tonusu ve vasküler adaptasyon gibi temel fizyolojik parametreler yüksek örnekleme hızlarıyla kaydedilebilmektedir (Lin vd., 2014; Pinheiro vd., 2016; Temko, 2017).

Mobil sensörlerin egzersiz bilimindeki önemi, yalnızca veri toplama kolaylığıyla sınırlı değildir. Süreklilik sağlayan veri akışı, otonom sinir sistemi (OSS) fonksiyonunun günlük yaşam ve antrenman bağlamlarında dinamik olarak değerlendirilmesini mümkün kılar (Hernando vd., 2018). Bu çerçevede kalp hızı değişkenliği (HRV), stres düzeyi, toparlanma kapasitesi, uyku kalitesi ve yüklenme yanıtı gibi fizyolojik süreçler, mobil sensör altyapısı sayesinde önceki yıllara kıyasla çok daha hassas, geniş kapsamlı ve ekolojiye yakın bir şekilde incelenebilmektedir (Javorka vd., 2002). Özellikle istirahat hâlindeki ölçümlerde mobil PPG sensörlerinin elektrokardiyografi (EKG) ile yüksek düzeyde uyum göstermesi, bu teknolojiyi hem araştırma hem de uygulama ortamlarında güvenilir bir araç hâline getirmiştir (Javorka vd., 2002; Michael vd., 2017).

Mobil sensör tabanlı fizyolojik ölçümlerin yaygınlaşması, veri kalitesini etkileyen artefaktların giderilmesi, sinyal bütünlüğünün korunması ve uzun süreli izleme süreçlerine uyarlanabilirlik gibi teknik sorunların da çözülmesini gerektirmiştir. Bu nedenle veri toplama protokollerinin standardizasyonu, sensör–deri temasının optimizasyonu, hareket kaynaklı gürültülerin azaltılması ve çevresel etkilerin kontrol edilmesi, modern PPG tabanlı ölçüm sistemlerinin kuramsal altyapısının önemli bileşenleri hâline gelmiştir (Lin vd., 2014; Parati vd., 1995; Pinheiro vd., 2016). Güncel çalışmalar, sensör tasarımı ve sinyal işleme algoritmalarındaki gelişmelerin, kardiyovasküler sinyallerin doğruluğunu artırarak mobil sistemleri geleneksel laboratuvar tabanlı ölçümlere güçlü bir tamamlayıcı olarak konumlandırıldığını göstermektedir (Akishin vd., 2021; Shan vd., 2016; Temko, 2017).

2.2. Yapay Zekâ ve Veri Analitiği Yaklaşımları

Mobil sensörlerden elde edilen fizyolojik sinyallerin yüksek örnekleme hızları, sürekli veri akışı ve çok boyutlu yapısı, geleneksel istatistiksel yöntemlerin ötesine geçen gelişmiş veri analitiği yaklaşımlarına ihtiyaç doğurmuştur. Bu nedenle yapay zekâ (YZ) ve makine öğrenimi (ML) tabanlı algoritmalar, kardiyovasküler sinyallerin sınıflandırılması, gürültü azaltımı, artefakt tespiti ve fizyolojik durumların öngörülmesi için temel araçlar hâline gelmiştir. Özellikle PPG sinyalinden elde edilen inter-beat interval (IBI), nabız dalga formu özellikleri ve türetilmiş değişkenler, YZ modelleriyle işlenerek hem ölçüm doğruluğunun artırılması hem de yeni fizyolojik göstergelerin tanımlanması mümkün olmaktadır (Bartusik-Aebisher vd., 2025).

Yapay zekâ uygulamalarının en yaygın kullanım alanlarından biri, sinyal ön işleme ve artefakt giderme süreçleridir (Yu, De Antonio, ve Villalba-Mora, 2022). Hareket kaynaklı gürültü, basınç değişimleri, sensör–deri temasındaki bozulmalar ve çevresel ışık müdahaleleri, özellikle mobil PPG ölçümlerinde önemli veri kayıplarına yol açabilir. Konvolüsyonel sinir ağları (CNN), rekürrent sinir ağları (RNN) ve hibrit derin öğrenme modelleri, bu tür artefaktların tespit

ve temizlenmesinde yüksek doğruluk oranları sunmaktadır. Böylece işlenmiş sinyal daha kararlı bir yapı kazanmakta ve HRV hesaplamalarının güvenilirliği artırılmaktadır (Ciaburro ve Venkateswaran, 2017; K. Sun, Wang, Miao, ve Zhao, 2025; Zhan, Wang, ve De Haan, 2020).

Veri analitiği yaklaşımlarının bir diğer önemli uygulama alanı, otonom sinir sistemi (OSS) fonksiyonunun modellenmesi ve fizyolojik durumların öngörülmesidir. Makine öğrenimi tabanlı sınıflandırma ve regresyon algoritmaları (örneğin random forest, gradient boosting, SVM), HRV parametrelerinden yola çıkarak stres düzeyi, toparlanma durumu, uyku evreleri ve kardiyovasküler risk göstergeleri gibi çıktıları tahmin edebilmektedir. Derin öğrenme tabanlı zaman serisi modelleri ise, OSS dinamiklerinin non-lineer yapısını daha iyi yakalayarak kişiye özgü fizyolojik düzenlenme farklılıklarını ayırtabilmektedir (Bartusik-Aebisher vd., 2025; K. Sun vd., 2025; Yu vd., 2022).

Büyük veri yaklaşımı, uzun süreli sensör kayıtlarından elde edilen milyonlarca veri noktasının analize dahil edilmesiyle, popülasyon temelli modellerin yanı sıra bireyselleştirilmiş fizyolojik profillerin oluşturulmasına da olanak tanımaktadır. Bu bağlamda, YZ tabanlı sistemler kişisel antrenman yükü–toparlanma ilişkisini, uyku–stres etkileşimini ve kronik yorgunluk göstergelerini yüksek çözünürlükte takip edebilir hâle gelmiştir. Ayrıca veri füzyonu tekniklerinin gelişmesiyle PPG, ivmeölçer, deri sıcaklığı, SpO₂ ve çevresel sensör verilerinin birleşimi, çok boyutlu fizyolojik durum modellerinin oluşturulmasına olanak sağlayarak kardiyovasküler izlemde duyarlılığı artırmaktadır (Akishin vd., 2021).

Son olarak, YZ ve sinyal işleme tekniklerinin doğruluk ve güvenilirlik açısından standartlaştırılması, mobil sensör teknolojilerinin bilimsel uygulamadaki güvenilirliğini belirleyen kritik bir konudur. Model performansının validasyon protokolleri, açık veri kümeleri, EKG altın standart karşılaştırmaları ve algoritmik şeffaflık hem araştırma çıktılarının tekrarlanabilirliğini artırmakta hem de klinik ve spor bilimleri alanlarında güvenilir veri temelli karar

mekanizmalarının geliştirilmesine katkı sunmaktadır (Bartusik-Aebisher vd., 2025; Ciaburro ve Venkateswaran, 2017; Hernando vd., 2018).

2.3. Kalp Hızı Değişkenliğinin (HRV) Kuramsal Temeli

Kalp hızı değişkenliği (HRV), ardışık kalp atımları arasındaki zaman aralıklarında (inter-beat interval, IBI) meydana gelen doğal dalgalanmaların matematiksel analizine dayanan bir fizyolojik göstergedir (Makivić vd., 2013). HRV'nin temelinde, sinoatriyal (SA) düğümün hem sempatik hem de parasempatik sinir sistemi tarafından sürekli olarak modüle edilen otonom kontrol mekanizması yer alır. SA düğümünün ateşleme hızı, vagal uyarının hızlı ve inhibe edici etkisi ile sempatik aktivitenin daha yavaş ve uyarıcı etkisinin entegrasyonu sonucunda dinamik biçimde değişir. Bu çift yönlü düzenleme, kalp atım sürelerinde milisaniyeler düzeyinde varyasyon oluşturur ve HRV'nin fizyolojik dayanağını oluşturur (Dong, 2016; Makivić vd., 2013; Souza vd., 2021).

Teorik olarak HRV, otonom sinir sisteminin esnekliğini, çevresel veya içsel stresörlere yanıt verebilme kapasitesini ve kardiyovasküler düzenleme mekanizmalarının bütüncül işlevselliğini yansıtır (Dong, 2016). Yüksek HRV genellikle güçlü vagal tonus, iyi toparlanma kapasitesi, etkili homeostatik düzenleme ve stresle başa çıkma yeteneği ile ilişkilendirilir (Dong, 2016; Makivić vd., 2013). Buna karşın düşük HRV; artmış sempatik baskınlık, yorgunluk, psikofizyolojik stres, hastalık yükü ya da bozulmuş otonom dengeyle ilişkilendirilebilir (Dong, 2016; Parati vd., 1995). Bu nedenle HRV, hem klinik hem de performans bilimi literatüründe otonom fonksiyonun en hassas göstergelerinden biri olarak kabul edilmektedir.

HRV'nin teorik yapısı üç temel analiz kategorisine dayanır: zaman-domaine, frekans-domaine ve non-lineer ölçümler (DeGiorgio vd., 2010; Draghici ve Taylor, 2016; Vreijling, Troudart, ve Brosschot, 2021). Zaman-domaine parametreleri (örneğin SDNN, RMSSD), IBI varyasyonunun istatistiksel dağılımını değerlendirir ve özellikle vagal düzenlemeye duyarlıdır (DeGiorgio

vd., 2010; Draghici ve Taylor, 2016). Frekans-domaine analizleri ise kalp dönümlerindeki osilasyonların güç spektrumunu değerlendirerek düşük frekans (LF), yüksek frekans (HF) ve çok düşük frekans (VLF) bileşenlerini ayırır. HF bandı genellikle vagal modülasyonla ilişkilendirilirken, LF'nin sempatik-parasempatik karışık etkiyi yansıttığı yönünde yaygın fakat tartışmalı bir görüş vardır. Non-lineer analizler (Poincaré grafiği, entropi tabanlı ölçümler) ise kardiyak kompleksiteyi değerlendirerek otonom kontrolün kaotik ve non-lineer yapısını daha iyi temsil eder (Baevsky ve Chernikova, 2017; Draghici ve Taylor, 2016).

Kuramsal açıdan HRV, yalnızca sinirsel modülasyonu değil, aynı zamanda kardiyovasküler geri bildirim döngülerinin bütünü de içerir. Barorefleks mekanizmaları, solunumla ilişkili kalp hızı osilasyonları (respiratuvar sinüs aritmi) ve santral otonom ritmik aktiviteler, HRV'nin fizyolojik mimarisinin ayrılmaz parçalarıdır. Bu nedenle HRV, tek bir biyolojik yapıyı temsil etmekten çok, organizmanın bütünleşik düzenlenme kapasitesini yansıtan çok katmanlı bir zaman serisi davranışdır. Bu karakteristik yapı, HRV'yi antrenman yüklenmesi, toparlanma, stres yanıtı, uyku kalitesi ve kardiyovasküler sağlık gibi birçok alanda yüksek duyarlılığa sahip bir biyobelirteç hâline getirmektedir (Baevsky ve Chernikova, 2017; Dong, 2016; Draghici ve Taylor, 2016).

HRV'nin teorik temeline ilişkin bu çerçeve hem ölçüm metodolojilerinin hem de yorumlama süreçlerinin doğru yapılandırılmasını gerektirir. Özellikle mobil sensör teknolojilerinin artmasıyla birlikte, HRV verilerinin doğru sinyal işleme yöntemleriyle elde edilmesi ve analiz kategorilerinin fizyolojik bağlamda ele alınması önem taşımaktadır (Dong, 2016). Bu nedenle HRV'nin kuramsal yapısının anlaşılması, mobil PPG tabanlı otonom sinir sistemi değerlendirmelerinin bilimsel temellendirilmesinde kritik bir basamak olarak kabul edilmelidir.

2.4. Otonom Sinir Sistemi Modellemesi ve Fizyolojik Temelleri

Otonom sinir sistemi (OSS), kalp hızı, damar tonusu, solunum paterni ve metabolik düzenleme gibi yaşamsal işlevleri bilinç dışı mekanizmalarla kontrol eden çift yönlü bir nörofizyolojik ağdır (McCorry, 2007). OSS'nin iki ana bileşeni olan sempatik ve parasempatik sistem, sinoatriyal düğümün ateşleme frekansını zıt yönde etkileyerek kardiyovasküler fonksiyonun anlık ayarlanmasını sağlar (McCorry, 2007). Parasempatik (vagal) aktivite kalp atımını yavaşlatırken, sempatik aktivite hızlandırıcı ve inotropik etki yaratır. Bu iki bileşenin zaman içindeki dalgalanması, HRV gibi non-invaziv göstergeler üzerinden modellenenebilir hâle gelmiştir. OSS'nin bu dinamik yapısı, kalp hızı osilasyonlarının yalnızca sinirsel modülasyon değil; aynı zamanda geri bildirim döngüleri, hormonal etkiler ve merkezi sinir sistemi girdileriyle sürekli olarak şekillendiğini göstermektedir (LeBouef, Yaker, ve Whited, 2023; Shen, 2021).

OSS modellemesi, fizyolojik sinyal işleme, non-lineer zaman serisi analizi ve sistem biyolojisi yaklaşımlarının birleşimiyle gerçekleştirilir. HRV zaman serilerinde gözlenen kaotik ve fraktal özellikler, OSS'nin deterministik fakat doğrusal olmayan bir sistem gibi davrandığını göstermektedir. Solunum kaynaklı vagal ritmiklik, barorefleks modülasyonu, sempatik sinir sisteminin daha yavaş yanıt veren osilasyonları ve santral otonom ritimler; kardiyak zaman serilerinde üst üste binen çok katmanlı örüntüler oluşturur. Bu nedenle OSS modellemesi, tek bir mekanizmayı temsil etmekten çok, bağımsız fakat etkileşim hâlindeki fizyolojik alt sistemlerin ortak çıktısını analiz etmeyi gerektirir (McCorry, 2007; Shen, 2021).

Modern OSS modelleme yaklaşımları, HRV parametrelerinin ötesinde, nabız dalga analizi (PWA), nabız geçiş süresi (PTT), nabız dalga hızı (PWV) ve vasküler uyum göstergeleri gibi PPG temelli türetilmiş metrikleri de içermektedir. Bu çok boyutlu yaklaşım, OSS'nin yalnızca kardiyak değil, aynı zamanda vasküler fonksiyon üzerindeki etkilerini anlamaya olanak tanır. Örneğin, sempatik aktivitenin artışı hem kalp hızında hızlanmaya hem de

periferik vazokonstriksiyona yol açarak PPG dalga formunda belirgin değişiklikler oluşturur. Bu çift yönlü etki, mobil PPG'nin OSS analizindeki önemini artırmakta ve fizyolojik modülasyonun bütüncül değerlendirilmesini sağlamaktadır (Krum vd., 2011; Paton, Žera, Vadigepalli, Herring, ve Paterson, 2025).

OSS modellemesinde yapay zekâ ve zaman serisi tabanlı tahmin modelleri giderek daha fazla kullanılmaktadır. Bu modeller, fizyolojik durum geçişlerini (örneğin dinlenik durumdan stres yanıtına geçiş), toparlanma dinamiklerini ve sempatovagal dengenin bireysel örüntülerini belirlemede yüksek duyarlılık sağlamaktadır. Ayrıca kişiye özgü OSS profillerinin çıkarılması, hem performans izleme hem de sağlık odaklı uygulamalarda daha hassas ve öngörücü değerlendirmelerin yapılmasına olanak tanımaktadır. Literatürdeki eğilimler, OSS modellemesinin tek parametreliliği değerlendirilmesinin ötesine geçerek çoklu sensör verisi, derin öğrenme algoritmaları ve dinamik sistem analizlerini içeren genişletilmiş bir biyofizyolojik modelleme alanına dönüştüğünü göstermektedir (McCorry, 2007; Shen, 2021).

OSS'nin fizyolojik temellerini anlamak, mobil PPG tabanlı HRV analizlerinden elde edilen bulguların doğru yorumlanması için kritik öneme sahiptir (Baevsky ve Chernikova, 2017; McCorry, 2007). Çünkü HRV'de gözlenen her değişiklik, doğrudan sempatik veya parasempatik etkinlik anlamına gelmeyebilir; mekanik etkiler, termoregülasyon, hormonal yanıtlar ve dolaşım düzenleyici refleksler bu sinyali farklı yönlerde etkileyebilir. Bu nedenle OSS modellemesi, fizyolojik sinyallerin nörokardiyak bütünlüğü içinde ele alınmasını sağlayarak, mobil sensör teknolojilerinin sportif performans bilimindeki uygulanabilirliğini ve bilimsel geçerliliğini güçlendirmektedir (Baevsky ve Chernikova, 2017; Dong, 2016; Makivić vd., 2013; McCorry, 2007).

2.5. PPG Sinyalinin Fizyolojisi ve Veri Üretim Mekanizması

Fotopletismografi (PPG), periferik damar yatağındaki kan hacmi değişimlerini optik prensiplerle ölçen bir yöntem olup, kalp-damar sistemi ile mikrosirkülasyon

arasındaki anlık etkileşimleri yansıtan dinamik bir sinyaldir. PPG sensörleri genellikle bir ışık kaynağı (LED) ve bir fotodetektörden oluşur. Işık, deri ve subkutan dokulardan geçerek damar yapıları tarafından absorbe edilir veya yansıtılır; bu süreçte kan hacmindeki her sistolik artış, sensöre geri dönen ışık miktarında karakteristik bir değişiklik oluşturur. Sinyalin bu ritmik dalga formu, nabız geçiş süresi (PTT), nabız dalga formu (PWA) ve inter-beat interval (IBI) gibi kardiyovasküler göstergelerin çıkarılmasına olanak tanır (Lee ve Lee, 2021; Pinheiro vd., 2016).

PPG sinyali yalnızca kalp atımının bir yansıması değildir; damar tonusu, arteriyel uyum, periferik direnç ve otonom sinir sistemi aktivitesi gibi çok sayıda fizyolojik mekanizmanın ortak etkisini taşır (Jindal, 2016; Peart vd., 2019). Parasempatik aktivite arteriyel genişlemeyi artırarak dalga formunda farklı paternler oluşturabilirken, sempatik aktivite periferik vazokonstriksiyon yaratarak sinyal amplitüdünü ve dalga morfolojisini değiştirebilir. Bu nedenle PPG, hem kardiyak hem de vasküler bileşenleri birlikte yansıtan zengin bir biyobelirteç niteliği taşır ve HRV analizlerinde yalnızca IBI değil, aynı zamanda dalga şekli temelli parametreler de potansiyel bilgi kaynağıdır (Jindal, 2016; Lin vd., 2014; Pinheiro vd., 2016).

Veri üretim sürecinin doğruluğu, sensörün cilde temas kalitesi, dokunun optik özellikleri, çevresel ışık koşulları ve bireyin hemodinamik durumu gibi çeşitli faktörlere bağlıdır. Bu bağlamda sinyaldeki artefaktların tespiti ve temizlenmesi, özellikle mobil ortamda hem zorunlu hem de ölçüm kalitesini belirleyen temel bir adımdır. PPG sinyali doğal olarak hareket ve titreşime duyarlıdır; bu nedenle dinlenik ölçümlerde yüksek doğruluk elde edilebilirken, hareketli koşullarda sinyal kalitesi hızla düşebilir. Bu teknik özellikler, PPG'nin egzersiz bağlamındaki kullanım potansiyelini hem genişleten hem de sınırlayan çift yönlü bir etkene dönüşmektedir (Peart vd., 2019; Shah, Gnanasegaran, Sundberg-Cohon, ve Buscombe, 2009).

Egzersiz fizyolojisi bağlamına geçişte önemli bir nokta, artan fiziksel aktivitenin hemodinamik yanıtları köklü biçimde değiştirmesidir. Egzersiz sırasında kalp debisindeki artış, periferik kan dağılımındaki yeniden yönlendirme, terleme ile ilişkili termal vazodilatasyon ve kas pompasının etkileri PPG sinyalinin genliğini, formunu ve stabilitesini belirgin şekilde etkiler. Bu nedenle egzersiz koşullarında PPG tabanlı HRV ve vasküler ölçümler, hareket artefaktlarından etkilenen karmaşık bir sinyal yapısı sunar ve sinyal işleme algoritmalarının rolü daha kritik hâle gelir (Lin vd., 2014; Michael vd., 2017; Peart vd., 2019; Shah vd., 2009). Bu fizyolojik ve teknik çerçeveye, PPG'nin egzersiz ortamında nasıl davranacağını ve hangi sınırlılıklarla karşılaşılacağını anlamak için temel bir zemin oluşturur. Bu noktadan sonra mobil PPG'nin egzersiz sırasındaki güvenilirliği, artefakt yönetimi stratejileri ve spor bilimlerinde kullanım alanları daha ayrıntılı biçimde değerlendirilebilir.

2.6. Egzersiz Sırasında PPG Sinyalinin Davranışı

Egzersiz başladığında kardiyovasküler sistemde hızlı ve öngörülebilir bir dizi değişim meydana gelir ve bu değişimlerin tamamı PPG sinyaline doğrudan yansır (Motin, Karmakar, ve Palaniswami, 2019; S. Sun, Bezemer, Long, Muehlsteff, ve Aarts, 2016; Temko, 2017). Kalp atım hızının artması, kanın periferik damarlara daha güçlü pompalanması ve damar tonusundaki değişimler, PPG dalga formunun hem genliğini hem de ritmini etkiler (Michael vd., 2017; Shah vd., 2009; S. Sun vd., 2016). Bu nedenle egzersiz sırasında PPG sinyali, artan kardiyovasküler yükün doğal bir yansıması hâline gelir (Motin vd., 2019).

Ancak fizyolojik değişikliklerin yanında, egzersizin mekanik özellikleri de PPG'nin kalitesini belirgin biçimde etkiler. Koşu, bisiklet veya direnç egzersizi gibi hareket içeren aktivitelerde sensörün cilt üzerindeki mikro kaymaları, kas pompalarının ritmik basıncı ve kol-bacak hareketlerinin yarattığı titreşimler sinyalde artefakt oluşturur. Bu tür hareket kaynaklı gürültüler, gerçek nabız dalgalarının doğru tespit edilmesini güçleştirebilir ve HRV analizlerinin

doğruluğunu düşürebilir (Ahmadi, Moradi, Malihi, Karimi, ve Shamsollahi, 2015; Motin vd., 2019; Zhang, 2014).

Egzersiz şiddeti arttıkça sempatik aktivasyon yükselir ve periferik damar yatağında hızlı değişiklikler meydana gelir (McArdle vd., 2006; Shah vd., 2009; Shen, 2021). Bu durum, PPG sinyalinin stabilitesini daha da azaltabilir. Özellikle yüksek yoğunluklu çalışmalar sırasında sinyalde düzensizlikler, dalga formunda bozulmalar ve ölçümlerde geçici kayıplar sık görülür (Ahmadi vd., 2015; Motin vd., 2019). Bu nedenle egzersiz sırasındaki PPG ölçümleri genellikle sınırlı doğruluk sunar ve en güvenilir analizler çoğunlukla egzersiz öncesi, hemen sonrası veya tam dinlenik koşullarda elde edilir.

Bununla birlikte, egzersiz sonrası parasempatik yeniden aktivasyonun hızı PPG sinyalinde hızlı bir normalleşme yarattığı için toparlanma süreçlerinin değerlendirilmesinde PPG oldukça değerli bir araçtır (Kong ve Chon, 2019; Shan vd., 2016). Nabız dalga formu, inter-beat interval (IBI) ve HRV parametreleri, fiziksel aktivitenin vücut üzerindeki etkisini ve bireyin toparlanma kapasitesini kısa sürede ortaya koyabilir. Bu özellikleriyle PPG, egzersiz sırasında sınırlı; fakat egzersiz öncesi ve sonrası fizyolojik izlemde oldukça etkili ve pratik bir yöntemdir (Michael vd., 2017; Motin vd., 2019; Zhang, 2014).

2.7. Egzersiz Sonrası Toparlanma ve HRV'nin Mobil PPG ile Değerlendirilmesi

Egzersiz tamamlandığında kardiyovasküler sistem, artmış sempatik uyarımdan yeniden parasempatik hâkimiyete geçmek için hızlı bir düzenleme sürecine girer (McArdle vd., 2006; Shah vd., 2009). Kalp atım hızının düşmesi, damar tonusunun normalleşmesi ve ventilasyonun azalması, toparlanma döneminin temel fizyolojik göstergeleridir. Bu hızlı geçiş, özellikle ilk birkaç dakika içinde belirgindir ve mobil PPG sensörleri bu değişimleri yüksek duyarlılıkla yakalayabilir (Makivić vd., 2013; Opondo vd., 2015; Shan vd., 2016). Egzersiz sonrası dönemde PPG sinyalinin stabilitesi hareket artefaktlarının ortadan kalkmasıyla belirgin biçimde artar. Bu durum, inter-beat interval (IBI) verilerinin

daha doğru çıkarılmasını sağlar ve HRV hesaplamaları için uygun bir zaman aralığı oluşturur (Lin vd., 2014; Pinheiro vd., 2016; Shah vd., 2009). HRV'nin özellikle parasempatik yeniden aktivasyonu yansıtan parametreleri (örneğin RMSSD), toparlanmanın erken evrelerini değerlendirmede sık kullanılan göstergelerdir (Akishin vd., 2021; Baevsky ve Chernikova, 2017). Dinlenik duruma dönüşün hızı, sporcu performansı, kondisyon seviyesi ve yüklenme-toparlanma dengesi hakkında önemli bilgiler sunar.

Toparlanma süreci sırasında mobil PPG sensörleriyle yapılan ölçümler, sporcuya özgü otonom yanıtları takip etme açısından pratik bir yöntemdir. Egzersiz sonrası HRV'nin düşük kalması veya normale dönmesinin gecikmesi, yetersiz toparlanma, yüksek yüklenme birikimi veya fizyolojik stresin sürdüğüne işaret edebilir. Buna karşılık HRV'nin hızlı normalleşmesi, etkin bir toparlanma yanıtının göstergesidir. Bu nedenle antrenman planlamasında mobil PPG tabanlı HRV ölçümleri, günbegün değişen fizyolojik durumu izlemek için yaygın olarak kullanılmaktadır (Akishin vd., 2021; Baevsky ve Chernikova, 2017; Bartusik-Aebischer vd., 2025; Pinheiro vd., 2016).

Egzersiz sonrası HRV değerlendirmesi ayrıca kronik antrenman yükünün yönetiminde de önemli bir araçtır (Kaikkonen, Nummela, ve Rusko, 2007; Michael vd., 2017). Düzenli kayıtlar, sporcuların aşırı antrenman riskini erken dönemde belirlemeye yardımcı olabilir. Mobil PPG'nin düşük maliyetli ve ulaşılabilir yapısı, bu yaklaşımı laboratuvar dışına taşıyarak saha ortamında uygulanabilir hâle getirmektedir. Böylece toparlanma dinamiklerinin günlük olarak izlenmesi ve antrenman programlarının bireyselleştirilmesi kolaylaşmaktadır (Kinnunen, Rantanen, Kenttä, ve Koskimäki, 2020; Michael vd., 2017).

2.8. Mobil HRV Ölçümlerinin Spor Bilimleri Açısından Pratik Kullanım Alanları

Mobil PPG tabanlı HRV ölçümleri, spor bilimlerinde hem antrenman yönetimi hem de sporcu izlemi açısından giderek daha fazla kullanılan pratik yöntemler

hâline gelmiştir. HRV'nin günlük olarak izlenmesi, sporcuların fizyolojik durumunu objektif biçimde değerlendirmeye olanak tanır ve yüklenme-toparlanma dengesinin yönetilmesinde önemli bir geri bildirim mekanizması oluşturur. Mobil sensörlerin kolay ulaşılabilir ve taşınabilir olması, bu ölçümlerin laboratuvar dışında, sporcuların kendi doğal antrenman ve yaşam ortamlarında yapılabilmesine imkân sağlar (Ciaburro ve Venkateswaran, 2017; Dong, 2016; McCorry, 2007).

HRV'nin spor bilimlerindeki temel kullanım alanlarından biri, antrenman yükünün bireyselleştirilmesidir (Dong, 2016). Günlük HRV değerlerindeki değişimler, organizmanın önceki antrenmanlara verdiği fizyolojik yanıtı yansıtır. HRV'nin düşük olduğu dönemlerde daha hafif veya teknik ağırlıklı çalışmalar tercih edilirken, normal veya yüksek olduğu dönemlerde daha şiddetli antrenmanlara geçiş yapılabilir. Bu yaklaşım, aşırı yüklenme riskini azaltarak performans gelişimini daha istikrarlı hâle getirir (Makivić vd., 2013; Parati vd., 1995).

Bir diğer önemli kullanım alanı, toparlanmanın izlenmesidir (Michael vd., 2017). Egzersiz sonrası parasempatik aktivitenin yeniden kazanılması HRV üzerinden objektif olarak değerlendirilebilir. Mobil HRV ölçümleri, sporcuların toparlanma sürelerinin kişiye özgü farklılıklarını ortaya koyarak antrenman programlarının daha hassas planlanmasına katkı sağlar. Ayrıca uyku kalitesi, günlük stres düzeyi ve yaşam tarzına bağlı değişkenler de HRV üzerinde etkili olduğu için, mobil ölçümler sporcuların genel iyilik hâlinin takibinde de kullanılabilir (Baevsky ve Chernikova, 2017; McCorry, 2007; Michael vd., 2017).

Mobil HRV sistemleri aynı zamanda yaralanma riskinin değerlendirilmesi ve spora dönüş süreçlerinin yönetimi için de yararlı bilgiler sunabilir (Nakamura, Gantois, Giannaki, Vlahoyiannis, ve Bogdanis, 2025; Perez-Gaido, Lalanza, Parrado, ve Capdevila, 2021; Schneider vd., 2018). Düşük HRV, yüksek psikofizyolojik stresin ve organizmanın zorlanma düzeyinin bir göstergesi olabileceğinden, sporcuların risk gruplarını belirlemede yardımcı bir parametre

olarak kullanılmaktadır (Javorka vd., 2002; Souza vd., 2021). Bunun yanında uzun süreli HRV takibi, sporcuların antrenman toleransının zaman içinde nasıl değiştiğini ortaya çıkararak daha güvenli bir yüklenme stratejisinin belirlenmesine olanak tanır (Makivić vd., 2013). Son olarak mobil HRV ölçümleri, sporcunun performans izlemi ve sezon içi planlama süreçlerinde kolay uygulanabilir bir biyobelirteç olarak öne çıkmaktadır. Hem bireysel hem takım sporlarında yaygınlaşan bu yaklaşım, veriye dayalı antrenman kültürünün gelişmesine ve sporcuların günlük fizyolojik durumlarının daha bütüncül bir şekilde değerlendirilmesine katkı sağlamaktadır.

2.9. Yapay Zekâ Destekli Mobil HRV Uygulamaları: Yeni Yaklaşımlar

Mobil PPG tabanlı HRV ölçümlerinin spor bilimlerinde giderek yaygınlaşması, elde edilen verilerin çok boyutlu, sürekli ve yüksek hacimli bir yapıya dönüşmesine yol açmıştır. Bu dönüşüm, klasik istatistiksel analizlerin ötesinde, fizyolojik örüntüleri tanımda daha esnek ve güçlü olan yapay zekâ (YZ) tabanlı yöntemlerin kullanılmasını gerekli kılmaktadır (Bartusik-Aebisher vd., 2025; Yu vd., 2022). YZ destekli sistemler, uzunlamasına HRV verilerinden öğrenerek sporcuların fizyolojik durumunu tahmin etme, kritik dönemleri işaretleme ve antrenman planlaması için karar destek mekanizmaları oluşturma konusunda önemli bir avantaj sağlamaktadır (Ciaburro ve Venkateswaran, 2017; Zhan vd., 2020).

YZ'nin spor bilimlerine en belirgin katkılarından biri, kişiselleştirilmiş antrenman öneri sistemlerinin geliştirilmesidir. HRV yalnızca anlık bir ölçüm değil, organizmanın yüklenme geçmişini, stres durumunu ve toparlanma kapasitesini yansıtan dinamik bir süreçtir (Hernando vd., 2018; Javorka vd., 2002; Yu vd., 2022). Makine öğrenimi algoritmaları, sporcuların önceki HRV eğilimlerini, egzersiz yoğunluklarını, uyku düzenlerini ve günlük stres düzeylerini analiz ederek kişiye özgü yüklenme toleransını belirleyebilir. Bu modeller, hangi günlerde yüksek şiddetli antrenman uygulanabileceğini, hangi günlerde ise düşük yoğunluklu veya teknik odaklı çalışmalara yönelinmesi

gerektiğini öngörerek aşırı yüklenme riskini azaltır. Böylece antrenman süreçleri daha bilimsel, kontrollü ve bireysel uyuma dayalı hâle gelir (Bartusik-Aebisher vd., 2025; Michael vd., 2017).

YZ tabanlı sistemlerin önemli bir diğer uygulama alanı stres-toparlanma tahmin modelleridir. HRV'nin sempatik ve parasempatik dengeyi yansıtmayı, YZ modellerinin sportif stresin zaman içindeki değişimini tahmin etmesine olanak tanır (Makivić vd., 2013; Souza vd., 2021). Derin öğrenme tabanlı zaman serisi modelleri (örneğin LSTM veya GRU ağırları), sporcuların HRV verilerindeki karmaşık paternleri tanıyarak toparlanma sürecinin ne kadar süreceğini ve hangi koşullarda kesintiye uğrayabileceğini tahmin edebilir. Bu tür modeller, özellikle müsabaka dönemlerinde antrenörlerin fizyolojik risk yönetimini daha doğru yapmalarını sağlar (Makivić vd., 2013; Souza vd., 2021; Yu vd., 2022).

Son yıllarda gelişen bir başka eğilim, çoklu sensör birleşimi (sensor fusion) yaklaşımlarıdır. Bu yöntemde HRV verileri tek başına değerlendirilmez; PPG sinyali ivmeölçer, deri iletkenliği, periferik sıcaklık, oksijen saturasyonu veya uyku izleme verileriyle birlikte analiz edilir (Brüser vd., 2014; Peart vd., 2019; Perrotta, Jeklin, Hives, Meanwell, ve Warburton, 2017; Wilk, Walsh, ve O'Flynn, 2020). YZ algoritmaları bu farklı veri kaynaklarını bir arada işleyerek sporcuların fizyolojik durumunu daha bütüncül bir şekilde tahmin eder. Örneğin, HRV düşüşü deri sıcaklığındaki ani bir değişim veya bozulmuş uyku kalitesi ile birlikte görüldüğünde, model sportif stresin gerçekten arttığına dair daha güçlü bir kanıt elde eder. Bu tür birleşik sistemler, tek bir biyobelirtece bağlı kararların hataya açık olduğu durumlarda daha güvenilir öngörüler sunar (McCorry, 2007; Nakamura vd., 2025; S. Sun vd., 2016; Wilk vd., 2020).

Tüm bu yaklaşımlar, mobil HRV ölçümlerinin spora entegrasyonunda dijital sporcu izleme ekosistemlerinin önemini artırmıştır (Peart vd., 2019; Perrotta vd., 2017). Bulut tabanlı veri saklama, antrenör panellerine canlı HRV aktarımı, takım içi karşılaştırma panelleri ve yapay zekâ destekli uyarı sistemleri modern sporculukta standart hâle gelmektedir (Makivić vd., 2013; Peart vd., 2019;

Perrotta vd., 2017). Bu dijital ekosistemler, verinin yalnızca toplanmasını değil, anlamlı hâle getirilerek antrenmanın günlük ve uzun dönem stratejilerine entegre edilmesini mümkün kılar (Makivić vd., 2013). Böylece spor bilimlerinde veri temelli karar verme, geleneksel yöntemlerin çok ötesinde bilimsel bir yönetim anlayışı oluşturur.

3. Sonuç, Gelecek Perspektifleri ve Spor Bilimlerinde Yeni Araştırma Alanları

Mobil PPG tabanlı HRV analizi, spor bilimlerinde henüz gelişiminin erken safhasında olmasına rağmen gelecekte çok daha kapsamlı bir araştırma alanı oluşturma potansiyeline sahiptir. Teknolojik ilerlemeler, sensör doğruluğunun artması, veri işlem kapasitesinin yükselmesi ve yapay zekâ modellerinin daha karmaşık ilişkileri öğrenebilmesi sayesinde, HRV'nin spor performansı üzerindeki rolü daha derinlikli şekilde incelenmeye devam edecektir.

Geleceğin en önemli eğilimlerinden biri sürekli pasif izleme sistemleridir. Bu sistemlerde sporcular ölçüm yaptıklarının farkında olmadan, gün boyunca otomatik veri toplanır. Bu yaklaşım, geleneksel “ölçüm anı” kısıtlamasını ortadan kaldırarak HRV'nin gün içindeki doğal dalgalanmalarının takip edilmesine ve otonom sinir sistemi davranışının daha doğru modellenmesine olanak tanır. Böylece yalnızca antrenman sonuçları değil, beslenme alışkanlıkları, uyku hijyeni, psikososyal stres ve günlük yaşam aktiviteleri de performans izleminin bir parçası hâline gelir.

Bir diğer önemli araştırma alanı, derin öğrenme modelleri ile OSS'nin ayrıntılı biçimde anlaşılmasıdır. HRV sinyali tek başına sempatik ve parasempatik aktivitenin kesin oranlarını ölçemez (Peart vd., 2019; Souza vd., 2021); ancak çoklu fizyolojik sensörlerden elde edilen bilgilerin YZ ile birleştirilmesi, gelecekte otonom dengeyi daha doğrudan modellemeyi mümkün kılabilir. Bu doğrultuda, PPG dalga formunun detaylı morfolojik analizi, nabız geçiş süresi, damar elastikiyeti ve mikrosirkülasyon dinamikleri gibi ek parametreler yeni biyobelirteç adayları olarak değerlendirilmektedir (Michael vd., 2017; Peart vd., 2019).

Mobil PPG'nin klinik spor bilimleri ile entegrasyonu da önemli bir araştırma alanıdır (Parak, Uuskoski, Machek, ve Korhonen, 2017; Peart vd., 2019). Özellikle kardiyovasküler risk analizi, ritim bozukluklarının erken tespiti, aşırı antrenman sendromunun biyolojik belirteçleri ve sakatlık öncesi otonom sinyallerin tanımlanması gelecekte daha sistematik şekilde ele alınacaktır. Klinik-spor bilimi iş birliği, mobil HRV teknolojilerinin hem sağlık koruma hem de performans artırma amaçlı kullanımını genişletecektir .

Ayrıca etik, veri gizliliği ve büyük veri yönetimi de geleceğin çalışma konuları arasındadır. Sürekli fizyolojik izleme sporcu mahremiyeti açısından yeni tartışmalar doğurmakta; veri güvenliği, erişim hakları ve karar alma süreçlerinde insan-makine dengesinin nasıl kurulacağı araştırılması gereken alanlar olarak öne çıkmaktadır. Özellikle takım sporlarında toplu veri analizi, bireysel hakların korunmasıyla birlikte düşünülmelidir.

Son olarak, mobil HRV analizlerinin geleceği, yeni nesil biyosensörlerin yaygınlaşması, fazla değişkenli (multimodal) veri modellerinin gelişmesi ve kişiselleştirilmiş performans bilimlerinin güçlenmesi ile şekillenecektir. Bu gelişmeler, sporda fizyolojik izlem yaklaşımlarını kökten dönüştürerek kişiye özel antrenman stratejilerinin bilimsel temellendirilmesine katkı sağlayacaktır.

Kaynakça

- Ahmadi, A. K., Moradi, P., Malihi, M., Karimi, S., ve Shamsollahi, M. B. (2015). *Heart Rate monitoring during physical exercise using wrist-type photoplethysmographic (PPG) signals*. Paper presented at the 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).
- Akishin, A., Nikolaev, A., ve Pisareva, A. (2021). *PPG system development for the organism physiological parameters monitoring with artificial intelligence technologies*. Paper presented at the Journal of Physics: Conference Series.
- Baevsky, R. M., ve Chernikova, A. G. (2017). Heart rate variability analysis: physiological foundations and main methods. *Cardiometry*(10).
- Bartusik-Aebisher, D., Rogóż, K., ve Aebisher, D. (2025). Artificial intelligence and ECG: a new frontier in cardiac diagnostics and prevention. *Biomedicines*, 13(7), 1685.
- Brüser, C., Kortelainen, J. M., Winter, S., Tenhunen, M., Pärkkä, J., ve Leonhardt, S. (2014). Improvement of force-sensor-based heart rate estimation using multichannel data fusion. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19(1), 227-235.
- Ciaburro, G., ve Venkateswaran, B. (2017). *Neural Networks with R: Smart models using CNN, RNN, deep learning, and artificial intelligence principles*: Packt Publishing Ltd.
- DeGiorgio, C. M., Miller, P., Meymandi, S., Chin, A., Epps, J., Gordon, S., . . . Harper, R. M. (2010). RMSSD, a measure of vagus-mediated heart rate variability, is associated with risk factors for SUDEP: the SUDEP-7 Inventory. *Epilepsy & behavior*, 19(1), 78-81.
- Dong, J. G. (2016). The role of heart rate variability in sports physiology. *Experimental and therapeutic medicine*, 11(5), 1531-1536.
- Draghici, A. E., ve Taylor, J. A. (2016). The physiological basis and measurement of heart rate variability in humans. *Journal of physiological anthropology*, 35(1), 22.
- Hernando, A., Peláez-Coca, M. D., Lozano, M. T., Aiger, M., Izquierdo, D., Sánchez, A., . . . Lázaro, J. (2018). Autonomic nervous system measurement in hyperbaric environments using ECG and PPG signals. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 23(1), 132-142.
- Javorka, M., Zila, I., Balharek, T., ve Javorka, K. (2002). Heart rate recovery after exercise: relations to heart rate variability and complexity. *Brazilian journal of medical and biological research*, 35, 991-1000.

- Jindal, V. (2016). *Integrating mobile and cloud for PPG signal selection to monitor heart rate during intensive physical exercise*. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Mobile Software Engineering and Systems.
- Kaikkonen, P., Nummela, A., ve Rusko, H. (2007). Heart rate variability dynamics during early recovery after different endurance exercises. *European journal of applied physiology*, 102(1), 79-86.
- Kinnunen, H., Rantanen, A., Kenttä, T., ve Koskimäki, H. (2020). Feasible assessment of recovery and cardiovascular health: accuracy of nocturnal HR and HRV assessed via ring PPG in comparison to medical grade ECG. *Physiological measurement*, 41(4), 04NT01.
- Kong, Y., ve Chon, K. (2019). *Heart rate estimation using PPG signal during treadmill exercise*. Paper presented at the 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).
- Krum, H., Sobotka, P., Mahfoud, F., Böhm, M., Esler, M., ve Schlaich, M. (2011). Device-based antihypertensive therapy: therapeutic modulation of the autonomic nervous system. *Circulation*, 123(2), 209-215.
- LeBouef, T., Yaker, Z., ve Whited, L. (2023). Physiology, autonomic nervous system. In *StatPearls [Internet]*: StatPearls Publishing.
- Lee, E., ve Lee, C.-Y. (2021). PPG-based smart wearable device with energy-efficient computing for mobile health-care applications. *IEEE Sensors Journal*, 21(12), 13564-13573.
- Lei, T., Cai, Z., ve Hua, L. (2021). Training prediction and athlete heart rate measurement based on multi-channel PPG signal and SVM algorithm. *Journal of intelligent & fuzzy systems*, 40(4), 7497-7508.
- Lin, W.-H., Wu, D., Li, C., Zhang, H., ve Zhang, Y.-T. (2014). *Comparison of heart rate variability from PPG with that from ECG*. Paper presented at the The International Conference on Health Informatics: ICHI 2013, Vilamoura, Portugal on 7-9 November, 2013.
- Makivić, B., Nikić Djordjević, M., ve Willis, M. S. (2013). Heart Rate Variability (HRV) as a tool for diagnostic and monitoring performance in sport and physical activities. *Journal of Exercise Physiology Online*, 16(3).
- McArdle, W. D., Katch, F. I., ve Katch, V. L. (2006). *Essentials of exercise physiology*: Lippincott Williams & Wilkins.
- McCorry, L. K. (2007). Physiology of the autonomic nervous system. *American journal of pharmaceutical education*, 71(4), 78.

- Michael, S., Graham, K. S., ve Davis, G. M. (2017). Cardiac autonomic responses during exercise and post-exercise recovery using heart rate variability and systolic time intervals—a review. *Frontiers in physiology*, 8, 301.
- Motin, M. A., Karmakar, C. K., ve Palaniswami, M. (2019). PPG derived heart rate estimation during intensive physical exercise. *IEEE access*, 7, 56062-56069.
- Nakamura, F. Y., Gantois, P., Giannaki, C., Vlahoyiannis, A., ve Bogdanis, G. C. (2025). Heart rate variability as a means of assessing workload effects and recovery during exercise training. In *Fundamentals of Recovery, Regeneration, and Adaptation to Exercise Stress: An Integrated Approach* (pp. 303-316): Springer.
- Opondo, M. A., Sarma, S., ve Levine, B. D. (2015). The cardiovascular physiology of sports and exercise. *Clinics in sports medicine*, 34(3), 391-404.
- Parak, J., Uuskoski, M., Machek, J., ve Korhonen, I. (2017). Estimating heart rate, energy expenditure, and physical performance with a wrist photoplethysmographic device during running. *JMIR mHealth and uHealth*, 5(7), e7437.
- Parati, G., Saul, J. P., Di Rienzo, M., ve Mancia, G. (1995). Spectral analysis of blood pressure and heart rate variability in evaluating cardiovascular regulation: a critical appraisal. *Hypertension*, 25(6), 1276-1286.
- Paton, J. F., Žera, T., Vadigepalli, R., Herring, N., ve Paterson, D. J. (2025). Multimodal, device-based therapeutic targeting of the cardiovascular autonomic nervous system. *Nature Reviews Cardiology*, 1-24.
- Peart, D. J., Balsalobre-Fernández, C., ve Shaw, M. P. (2019). Use of mobile applications to collect data in sport, health, and exercise science: A narrative review. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 33(4), 1167-1177.
- Perez-Gaido, M., Lalanza, J. F., Parrado, E., ve Capdevila, L. (2021). Can HRV biofeedback improve short-term effort recovery? Implications for intermittent load sports. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 46(2), 215-226.
- Perrotta, A. S., Jeklin, A. T., Hives, B. A., Meanwell, L. E., ve Warburton, D. E. (2017). Validity of the elite HRV smartphone application for examining heart rate variability in a field-based setting. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 31(8), 2296-2302.
- Pinheiro, N., Couceiro, R., Henriques, J., Muehlsteff, J., Quintal, I., Goncalves, L., ve Carvalho, P. (2016). *Can PPG be used for HRV analysis?* Paper

presented at the 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).

- Schneider, C., Hanakam, F., Wiewelhove, T., Döweling, A., Kellmann, M., Meyer, T., . . . Ferrauti, A. (2018). Heart rate monitoring in team sports—a conceptual framework for contextualizing heart rate measures for training and recovery prescription. *Frontiers in physiology*, 9, 639.
- Sevindik Aktaş, B. (2025). Tekerlekli Kayak Sporcularına Uygulanan İnterval Antrenmanların Kan Laktat Seviyeleri Üzerine Etkisinin İncelenmesi: Deneysel Çalışma. *Türkiye Klinikleri Journal of Sports Sciences*, 17(2).
- Shah, S., Gnanasegaran, G., Sundberg-Cohon, J., ve Buscombe, J. R. (2009). The heart: Anatomy, physiology and exercise physiology. In *Integrating Cardiology for Nuclear Medicine Physicians: A Guide to Nuclear Medicine Physicians* (pp. 3-22): Springer.
- Shan, S.-M., Tang, S.-C., Huang, P.-W., Lin, Y.-M., Huang, W.-H., Lai, D.-M., ve Wu, A.-Y. A. (2016). *Reliable PPG-based algorithm in atrial fibrillation detection*. Paper presented at the 2016 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS).
- Shen, M. J. (2021). The cardiac autonomic nervous system: an introduction. *Herzschrittmachertherapie+ Elektrophysiologie*, 32(3), 295-301.
- Souza, H. C. D., Philbois, S. V., Veiga, A. C., ve Aguilar, B. A. (2021). Heart rate variability and cardiovascular fitness: what we know so far. *Vascular health and risk management*, 701-711.
- Sun, K., Wang, X., Miao, X., ve Zhao, Q. (2025). A review of AI edge devices and lightweight CNN and LLM deployment. *Neurocomputing*, 614, 128791.
- Sun, S., Bezemer, R., Long, X., Muehlsteff, J., ve Aarts, R. (2016). Systolic blood pressure estimation using PPG and ECG during physical exercise. *Physiological measurement*, 37(12), 2154.
- Temko, A. (2017). Accurate heart rate monitoring during physical exercises using PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(9), 2016-2024.
- Vreijling, S. R., Troudart, Y., ve Brosschot, J. F. (2021). Reduced heart rate variability in patients with medically unexplained physical symptoms: a meta-analysis of HF-HRV and RMSSD. *Psychosomatic medicine*, 83(1), 2-15.
- Wilk, M. P., Walsh, M., ve O'Flynn, B. (2020). Multimodal sensor fusion for low-power wearable human motion tracking systems in sports applications. *IEEE Sensors Journal*, 21(4), 5195-5212.

- Yu, J., De Antonio, A., ve Villalba-Mora, E. (2022). Deep learning (CNN, RNN) applications for smart homes: a systematic review. *Computers*, 11(2), 26.
- Zhan, Q., Wang, W., ve De Haan, G. (2020). Analysis of CNN-based remote-PPG to understand limitations and sensitivities. *Biomedical optics express*, 11(3), 1268-1283.
- Zhang, Z. (2014). *Heart rate monitoring from wrist-type photoplethysmographic (PPG) signals during intensive physical exercise*. Paper presented at the 2014 IEEE global conference on signal and information processing (GlobalSIP).

BÖLÜM 5:

Egzersiz Yükü ve Yorgunluk Yönetimi

Doç. Dr. Süleyman ULUPINAR¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Bu bölüm, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimini çağdaş spor bilimlerinin merkezinde konumlandırarak kavramsal çerçeve, ölçüm yöntemleri, teknolojik altyapı ve etik-pratik boyutlarıyla bütüncül biçimde ele almaktadır. Egzersiz yükü; içsel (HR, HRV, laktat, RPE, hormonal yanıtlar) ve dışsal (mesafe, hız, ivme, güç/kuvvet, tekrar sayısı) bileşenler üzerinden tanımlanmakta; bu iki eksenin eşzamanlı ve bağlama duyarlı izlenmesi, adaptasyonun optimize edilmesi ve sakatlık riskinin azaltılması için zorunlu kabul edilmektedir. Bölüm, akut-kronik yük oranı gibi modellerin rasyonel kullanımını tartışırken, tek ölçüme dayalı kararların yerine zaman serisi yaklaşımı ve bireyselleştirilmiş referans aralıklarını önermektedir. Mobil teknolojiler ve giyilebilir sensörler (GPS, ivmeölçer, optik ve termal sensörler, taşınabilir gaz analizörleri) ile gerçek zamanlı veri toplama ve görselleştirmenin, laboratuvar-saha bütünleşmesine sağladığı katkılar ayrıntılandırılmaktadır. Yapay zekâ ve makine/derin öğrenme tabanlı karar destek sistemlerinin; yorgunluk öngörüsü, yük-toparlanma optimizasyonu ve kişiselleştirilmiş programlamadaki olanakları kadar, model geçerliği, genellenebilirlik, açıklanabilirlik ve veri gizliliği gereksinimleri de vurgulanmaktadır. Yorgunluk; metabolik-kardiyorespiratuvar (PCr tükenmesi, H⁺ birikimi, oksijen taşınımı), nöromusküler (merkezi sürücü, EMG paternleri, motor kontrol) ve psikolojik-bilişsel (mental yorgunluk, uyku ve stres) alt boyutlarıyla çok katmanlı bir olgu olarak ele alınmakta; bu katmanların entegratif izlenmesiyle oluşturulan yorgunluk profillerinin uygulamadaki değeri gösterilmektedir.

1. Giriş

Egzersiz yükü, spor bilimlerinde performans gelişiminin en temel belirleyicilerinden biridir (Miguel et al., 2021; West et al., 2021). Uygun biçimde planlandığında fizyolojik adaptasyonu ve performans artışını desteklerken; yetersiz veya aşırı yüklenme, yorgunluk birikimine, sakatlıklara ve performans düşüşüne neden olabilir (Teixeira et al., 2021). Bu nedenle, egzersiz yükünün nicel ve nitel özelliklerinin doğru biçimde izlenmesi, modern antrenman biliminin merkezinde yer almaktadır.

Geleneksel olarak egzersiz yükü, kalp hızı, laktat konsantrasyonu, algılanan efor (RPE) veya dışsal iş yükü (örneğin koşu mesafesi, kuvvet çıktısı) gibi parametrelerle değerlendirilmektedir (Branquinho et al., 2025; Impellizzeri et al., 2023). Ancak bu parametrelerin çoğu, belirli zaman aralıklarında ve kontrollü koşullarda ölçülür; bu da verinin sporcunun gerçek yaşam ve antrenman koşullarındaki değişkenliğini yansıtmakta yetersiz kalmasına neden olur (Miguel et al., 2021; West et al., 2021). Egzersiz sırasında ortaya çıkan akut fizyolojik yanıtlar, toparlanma süreçleri ve nöromüsküler yorgunluk dinamikleri, kısa sürelerde büyük değişiklik gösterebilir (Ulupınar et al., 2023). Bu nedenle tek seferlik ölçümler yerine, sürekli ve bağlama duyarlı izleme anlayışı, son yıllarda öne çıkan bir gereklilik hâline gelmiştir.

Bu noktada mobil teknolojiler ve yapay zekâ tabanlı sistemler, egzersiz yükü izleme yaklaşımında bir devrim yaratmıştır (Altini & Amft, 2016; Bertschy et al., 2023). Akıllı saatler, giyilebilir sensörler ve cep telefonu uygulamaları sayesinde artık sporcunun kalp atım hızı, hız, ivme, uyku kalitesi ve stres düzeyi gibi birçok değişken, gerçek zamanlı olarak takip edilebilmektedir (Georgiou et al., 2018; Mahmood et al., 2019; Peart et al., 2019). Bu gelişme, hem laboratuvar ortamında hem de sahada veri toplanmasını mümkün kılarak, bilimsel bilginin pratik antrenman yönetimiyle bütünleşmesini sağlamıştır.

Ayrıca, yapay zekâ algoritmaları aracılığıyla bu verilerden yorgunluk eğilimleri, performans adaptasyon eğrileri ve optimum yük–toparlanma oranları gibi çıkarımlar elde edilebilmektedir (Jaspers et al., 2018; Volkov et al., 2019).

Böylece antrenör ve spor bilimci, yalnızca geçmiş yük verilerine değil, gelecekteki yorgunluk ve performans durumlarını öngören modellere de erişebilmektedir (Branquinho et al., 2025; Desai, 2024). Bu tür sistemler, bireysel farklılıkları dikkate alarak antrenman programlarının kişiselleştirilmesine katkı sağlar; bu da klasik “herkese aynı program” anlayışından, “bireyselleştirilmiş antrenman yönetimi” paradigmasına geçişi temsil eder (Reis et al., 2024; Zhou et al., 2025).

Yorgunluk, egzersiz yükü yönetiminin en kritik bileşenlerinden biridir (Bernaciková et al., 2022; De La Vega et al., 2021). Yorgunluk yalnızca enerji sistemlerinin tükenmesiyle değil; merkezi sinir sistemi, kas-iskelet sistemi, hormonal denge ve psikolojik faktörler arasındaki karmaşık etkileşimlerle ortaya çıkar (Bernaciková et al., 2022; Tornero-Aguilera et al., 2022). Bu nedenle yorgunluk, çok boyutlu bir olgudur ve biyolojik, nöromüsküler ve bilişsel bileşenleri eş zamanlı değerlendirmeyi gerektirir (Bernaciková et al., 2022; Tornero-Aguilera et al., 2022). Mobil ölçüm teknolojileri bu noktada önemli bir avantaj sunar: kalp hızı değişkenliği (HRV), tepki süresi testleri, uyku analizleri ve GPS tabanlı yük göstergeleri gibi farklı parametreler, aynı platform üzerinden bütüncül bir şekilde takip edilebilmektedir (Georgiou et al., 2018; Hennessy & Jeffreys, 2018).

Bu bütünsel yaklaşım, yalnızca performans optimizasyonuna değil, sakatlık önleme ve aşırı antrenman sendromu riskini azaltmaya da hizmet eder (Jiang et al., 2022; Van Eetvelde et al., 2021). Özellikle akut-kronik yük oranı (ACWR) gibi yeni göstergelerin mobil sensör verileriyle birleştirilmesi, antrenman planlamasının hem nicel hem de nitel yönlerini güçlendirmektedir (Bache-Mathiesen et al., 2023). Bununla birlikte, mobil sistemlerin sağladığı verilerin güvenilirliği, cihaz doğruluğu ve ölçüm protokollerinin standardizasyonu hâlen dikkatle ele alınması gereken konular arasındadır (Georgiou et al., 2018; Temko, 2017).

Sonuç olarak, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimi artık yalnızca performans ölçümünün değil, bireysel sağlık, toparlanma ve sürdürülebilir performans kavramlarının da merkezinde yer almaktadır. Mobil teknolojiler, yapay zekâ ve veri bilimi destekli bu yeni dönemde, antrenörler ve spor bilimciler yalnızca gözlemci değil, aynı zamanda veriye dayalı karar verici konumuna gelmiştir. Bu bölüm, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetiminin temel bileşenlerini, mobil sistemlerin sunduğu yeniliklerle birlikte inceleyerek, modern spor bilimi uygulamalarına yönelik bilimsel ve pratik bir çerçeve sunmayı amaçlamaktadır.

2. Egzersiz Yükü: Tanımlar, Bileşenler ve Ölçüm Yaklaşımları

Egzersiz yükü, sporcunun bir antrenman ya da rekabet süresince maruz kaldığı toplam fizyolojik, mekanik ve psikolojik stresin bütünüdür (Impellizzeri et al., 2023; West et al., 2021). Bu kavram, performans adaptasyonunun temel belirleyicilerinden biri olup hem antrenmanın etkili olması hem de aşırı yüklenme veya yetersiz uyarımın önlenmesi açısından kritik öneme sahiptir (Bertschy et al., 2023; Jiang et al., 2022; Miguel et al., 2021). Egzersiz yükünün doğru biçimde tanımlanması ve ölçülmesi, antrenman planlamasında optimum uyarı eşiğinin belirlenebilmesi için gereklidir (Altini & Amft, 2016; Jaspers et al., 2018). Bilimsel olarak egzersiz yükü iki ana bileşen üzerinden değerlendirilir: içsel (internal) ve dışsal (external) yük (Jaspers et al., 2018; West et al., 2021). Bu iki bileşen, birbiriyle etkileşim hâlinindedir ve sporcunun performans yanıtını birlikte şekillendirir.

2.1 İçsel Yük (Internal Load)

İçsel yük, egzersiz sırasında organizmanın içsel fizyolojik ve psikolojik yanıtlarını temsil eder (Inoue et al., 2022; McLaren et al., 2018). Bu yanıtlar, antrenman yoğunluğuna, süresine, çevresel koşullara ve bireysel adaptasyon düzeyine bağlı olarak değişir. En sık kullanılan içsel yük göstergeleri arasında kalp hızı (HR), kalp hızı değişkenliği (HRV), kan laktat konsantrasyonu, algılanan efor düzeyi (RPE – Rating of Perceived Exertion) ve hormonal stres belirteçleri (örneğin kortizol) yer alır (Impellizzeri et al., 2023; West et al., 2021).

Kalp hızı temelli yöntemler, egzersiz yoğunluğunu değerlendirmede uzun süredir kullanılan güvenilir bir yaklaşımdır (Fisher et al., 2022). Ancak bu ölçümün tek başına yorgunluk düzeyini yansıtmakta yetersiz olabileceği gösterilmiştir; çünkü kardiyovasküler yanıtlar, hidrasyon durumu, ısı stresleri ve psikolojik etkenlerden kolayca etkilenebilir (Botonis et al., 2025; Silva et al., 2023). Bu nedenle son yıllarda kalp hızı ölçümleri, HRV analizleri ve subjektif yük değerlendirmeleri ile desteklenmektedir (Clemente et al., 2021; Lundstrom et al., 2023).

Mobil sensörler ve akıllı telefon uygulamaları, bu içsel yük parametrelerinin sahada, günlük antrenman rutinleri içinde izlenmesini mümkün kılmıştır. Örneğin, optik sensörlerle yapılan HRV ölçümleri veya dijital RPE kayıtları, sporcunun toparlanma durumu ve fizyolojik stres düzeyleri hakkında değerli bilgiler sunmaktadır (Botonis et al., 2025; Georgiou et al., 2018). Ayrıca, bu verilerin zaman serileri şeklinde toplanması, bireysel yük–yanıt eğrilerinin oluşturulmasına olanak tanır; bu da kişiselleştirilmiş antrenman planlaması için güçlü bir araçtır (Impellizzeri et al., 2023; Lundstrom et al., 2023).

2.2 Dışsal Yük (External Load)

Dışsal yük, sporcunun gerçekleştirdiği fiziksel işin objektif göstergesidir ve genellikle mekanik, kinematik veya metabolik değişkenlerle ifade edilir (Clemente et al., 2022; Miguel et al., 2021). Mesafe, hız, ivme, tekrarlama sayısı, uygulanan kuvvet, üretilen güç veya atım sayısı bu bileşene örnektir (Hennessy & Jeffreys, 2018). Modern GPS sistemleri, ivmeölçerler, giroskop sensörleri ve taşınabilir güç ölçüm cihazları sayesinde bu değişkenler artık saha koşullarında yüksek doğrulukla ölçülebilmektedir (de Dios-Álvarez et al., 2023; Miguel et al., 2021).

Örneğin, takım sporlarında GPS tabanlı sistemler aracılığıyla oyuncuların koşu mesafesi, sprint frekansı, hız bölgeleri ve yön değiştirme sayısı takip edilebilmektedir (Pimenta et al., 2025). Direnç antrenmanlarında ise bar hız ölçerler ve kuvvet sensörleri, yüklenme yoğunluğunu ve hareket ekonomisini

değerlendirmeye yardımcı olur (Włodarczyk et al., 2021). Bu tür dışsal yük verileri, içsel yük göstergeleriyle birlikte değerlendirildiğinde, sporcunun gerçek fizyolojik stresi daha doğru biçimde ortaya koyar (De La Vega et al., 2021; Jiménez-Reyes et al., 2021).

Mobil uygulamalar, dışsal yük verilerinin toplanmasında önemli bir kolaylık sağlamaktadır. Akıllı telefonlardaki jiroskop ve ivmeölçer sensörleri, hareket paternlerini yüksek çözünürlükte kaydederek, geleneksel laboratuvar sistemlerinin sağladığı bilgiyi sahaya taşımaktadır (Branquinho et al., 2025; Clemente et al., 2021; Miguel et al., 2021). Ayrıca, yapay zekâ destekli analiz algoritmaları, bu verileri otomatik olarak sınıflandırarak egzersiz türü, yoğunluk bölgesi veya teknik verimlilik gibi parametreleri çıkarabilmektedir (Jaspers et al., 2018).

2.3 Egzersiz Yüğü İzleme Yaklaşımları

Egzersiz yükünü değerlendirmenin temel amacı, uygun adaptasyonu sağlamak ve aşırı yüklenmeyi önlemektir (Branquinho et al., 2025; Impellizzeri et al., 2023). Bu doğrultuda, hem içsel hem de dışsal yük verilerinin birlikte yorumlanması gerekir (Clemente et al., 2022; Jaspers et al., 2018). Literatürde en sık kullanılan göstergelerden biri Akut-Kronik Yük Oranı (ACWR) modelidir (Impellizzeri et al., 2021; Qin et al., 2025). Bu model, son bir haftalık (akut) yükün son dört haftalık (kronik) ortalamaya oranını hesaplayarak, performans gelişimi ile sakatlık riski arasındaki dengeyi izlemeye yardımcı olur.

Mobil teknolojiler, ACWR gibi modellerin otomatik olarak hesaplanmasını mümkün kılmıştır (Altini & Amft, 2016; Coyne et al., 2018). Günlük yük verileri doğrudan uygulama tarafından analiz edilmekte ve sporcuya veya antrenöre görsel geribildirim sunulmaktadır. Bu durum, yük yönetimini yalnızca uzmanların değil, antrenörlerin ve hatta bireysel sporcuların da aktif olarak takip edebileceği bir sürece dönüştürmüştür.

Egzersiz yükü ölçümünde bir diğer önemli eğilim, çoklu parametre entegrasyonudur (Botonis et al., 2025; Inoue et al., 2022; West et al., 2021).

Mobil sistemler, kalp hızı, hız, güç ve subjektif efor gibi farklı verileri aynı platformda birleştirerek daha kapsamlı bir analiz yapılmasına olanak tanır (Teixeira et al., 2021; West et al., 2021). Böylece sporcu performansı yalnızca tek bir değişkene değil, bütüncül bir fizyolojik profile dayalı olarak değerlendirilebilir.

Sonuç olarak, egzersiz yükünün doğru biçimde belirlenmesi ve izlenmesi, performansın sürdürülebilir biçimde artırılması açısından kritik öneme sahiptir. Mobil teknolojiler bu süreci daha erişilebilir, dinamik ve bireyselleştirilebilir hâle getirmiştir. Ancak bu sistemlerin sunduğu verilerin anlamlı olabilmesi için, içsel ve dışsal yük parametrelerinin bilimsel temelde yorumlanması ve güvenilir ölçüm protokolleriyle desteklenmesi gerekmektedir. Takip eden bölümde, bu yüklenmenin doğurduğu yorgunluk olgusu ve fizyolojik temelleri detaylı biçimde ele alınacaktır.

3. Yorgunluk: Fizyolojik, Nöromüsküler ve Psikolojik Boyutlar

Yorgunluk, egzersiz sırasında veya sonrasında performansın sürdürülebilirliğini sınırlandıran, geçici ancak çok boyutlu bir durumdur (Bernaciková et al., 2022; Pimenta et al., 2025). Basit bir “enerji tükenmesi” süreci olarak görülse de, gerçekte yorgunluk hem periferik (kas içi biyokimyasal değişimler) hem de merkezi (sinir sistemi temelli kontrol mekanizmaları) süreçlerin etkileşimiyle ortaya çıkar (Ament & Verkerke, 2009; Ulupınar et al., 2023). Bu nedenle yorgunluk, yalnızca fizyolojik değil, aynı zamanda nöromüsküler, bilişsel ve psikolojik bileşenleri olan karmaşık bir fenomendir (Hostrup et al., 2021).

3.1 Fizyolojik Boyut: Metabolik ve Kardiyorespiratuvar Faktörler

Egzersiz süresince kas hücrelerinde enerji talebi artarken, adenosin trifosfat (ATP) yeniden sentez mekanizmaları devreye girer (Phillips, 2024). Yoğun egzersizlerde fosfokreatin (PCr) depolarının tükenmesi, hidrojen iyonu (H^+) birikimi ve pH düşüşü gibi metabolik değişimler, kas kontraksiyon etkinliğini azaltır (Ulupınar et al., 2023). Bu durum, klasik anlamda periferik yorgunluk olarak tanımlanır (Tornero-Aguilera et al., 2022). Ayrıca oksijen taşıma

kapasitesinin sınırlanması, kardiyak debi azalması veya ventilasyon yetersizliği gibi faktörler de performansın sürdürülmesini kısıtlar (Sergeeva et al., 2024).

Mobil sensörler ve giyilebilir gaz analiz sistemleri, bu fizyolojik değişimleri artık sahada izlenebilir kılmıştır (De Fazio et al., 2023; Nahavandi et al., 2022). Örneğin, taşınabilir oksijen analizörleri (örneğin Cosmed K5), oksijen tüketimi (VO_2), karbondioksit üretimi (VCO_2) ve solunum katsayısı (RER) gibi göstergeleri antrenman sırasında kaydedebilmekte; mobil laktat ölçerler ise enerji sistemlerinin kullanım oranlarını anlık olarak değerlendirmeye imkân tanımaktadır (Ulupınar et al., 2023). Bu veriler, antrenman yüküne karşı metabolik tepkilerin bireysel düzeyde analiz edilmesini mümkün kılarak, enerji sistem yorgunluğu profillerinin oluşturulmasına katkı sağlar.

3.2 Nöromüsküler Boyut: Sinir–Kas İletimi ve Motor Kontrol

Yorgunluğun bir diğer boyutu, sinir sistemi kaynaklı yani merkezi yorgunluk olarak adlandırılan süreçtir (Yang et al., 2024). Uzun süreli veya yüksek yoğunluklu egzersizler, merkezi sinir sisteminin motor birim aktivasyonunu sürdürme kapasitesini azaltabilir (Phillips, 2024; Tornero-Aguilera et al., 2022). Beyin korteksinden gelen uyarıların kas liflerine etkin biçimde iletilmemesi, kuvvet üretiminin düşmesine yol açar (Tornero-Aguilera et al., 2022; Yang et al., 2024). Ayrıca motor ünite senkronizasyonundaki bozulmalar, koordinasyon ve denge performansını olumsuz etkiler (Ament & Verkerke, 2009; Tornero-Aguilera et al., 2022).

Bu nöromüsküler değişimlerin izlenmesi geçmişte yalnızca laboratuvar ortamında elektromiyografi (EMG) veya izokinetik testlerle mümkünken, artık mobil sensörler sayesinde sahada da yapılabilmektedir (Bailey et al., 2008; Dishman et al., 2010; Veneman et al., 2024). Akıllı tekstiller, yüzey EMG sensörleri ve ivmeölçer tabanlı uygulamalar, kas aktivasyon paternlerini ve hareket ekonomisini değerlendirmeye olanak tanır (Rey et al., 2017; Taeger et al., 2020). Ayrıca, mobil “reaksiyon zamanı” ve “motor yanıt” testleri, merkezi sinir sistemi yorgunluğunun pratik göstergeleri olarak kullanılabilir.

(Ulupınar et al., 2025). Bu tür veriler, sporcunun hem nöromüsküler hem de bilişsel toparlanma düzeyini bütüncül biçimde yansıtır.

3.3 Psikolojik ve Bilişsel Boyut: Zihinsel Yorgunluk

Yorgunluk yalnızca kas veya sinir sistemine özgü bir olgu değildir; bilişsel yüklenme ve psikolojik stres de performans üzerinde belirleyici rol oynar (Phillips, 2024; Tornero-Aguilera et al., 2022; Yang et al., 2024). Zihinsel yorgunluk (mental fatigue), uzun süreli dikkat, karar verme veya stres altında çalışma sonucunda ortaya çıkar ve motor performansı dolaylı olarak etkiler (Tornero-Aguilera et al., 2022; Yang et al., 2024). Özellikle yoğun antrenman veya sık yarışma dönemlerinde, uykusuzluk, stres ve motivasyon düşüklüğü zihinsel yorgunluğu artırarak fiziksel performansın sürdürülebilirliğini sınırlandırır (Ament & Verkerke, 2009; Bernaciková et al., 2022; Tornero-Aguilera et al., 2022).

Bu bağlamda, psikolojik ve bilişsel yorgunluğun mobil ortamda izlenmesi giderek önem kazanmıştır (Bernaciková et al., 2022; De La Vega et al., 2021). Akıllı telefon uygulamaları ve taşınabilir test platformları, reaksiyon süresi (PVT – Psychomotor Vigilance Test), Stroop testi veya subjektif yorgunluk ölçekleri (örneğin FSS – Fatigue Severity Scale) gibi göstergeleri kolaylıkla uygulamaya imkân tanır (Chu et al., 2023; Ulupınar et al., 2025). Ayrıca yapay zekâ destekli mobil analizler, sporcunun ses tonu, yüz ifadeleri veya yazı ritminden bilişsel yorgunluk göstergeleri elde edebilmekte; böylece psikofizyolojik izleme çok boyutlu bir hâl almaktadır (Parekh et al., 2020; Siripurapu & Sataloff, 2024).

3.4 Yorgunluğun Entegre İzlenmesi

Modern yaklaşımda yorgunluk, yalnızca tek bir parametreyle değil, fizyolojik, nöromüsküler ve psikolojik verilerin bir arada değerlendirilmesiyle analiz edilir (Phillips, 2024; Tornero-Aguilera et al., 2022). Bu amaçla mobil sistemler, farklı sensörlerden gelen verileri bütünleştirerek yorgunluk indeksleri oluşturabilmektedir (De La Vega et al., 2021). Örneğin kalp hızı değişkenliği (HRV), tepki süresi ve hareket paternlerindeki sapma birlikte

değerlendirildiğinde, hem merkezi hem de periferik yorgunluk düzeyine ilişkin güvenilir bir profil elde edilebilir (Bernaciková et al., 2022; De La Vega et al., 2021; Parekh et al., 2020). Bu bütüncül izleme yaklaşımı, antrenörlere ve spor bilimcilere yalnızca geçmiş performansın değil, yaklaşan yorgunluk riskinin de öngörüsünü sunar (Bernaciková et al., 2022; Phillips, 2024; Tornero-Aguilera et al., 2022). Böylece antrenman yükü, toparlanma stratejileri ve beslenme planları bilimsel verilere dayalı olarak optimize edilebilir.

Sonuç olarak, yorgunluk yönetimi artık yalnızca enerji sistemleriyle sınırlı bir kavram olmaktan çıkmıştır. Modern spor bilimi, yorgunluğu fizyolojik, nöromüsküler ve psikolojik süreçlerin dinamik bir etkileşimi olarak ele almaktadır. Mobil sensörler ve yapay zekâ tabanlı analiz sistemleri, bu çok katmanlı olgunun sahada izlenmesini ve yönetilmesini mümkün kılarak, performansın sürdürülebilirliğine yönelik yeni bir bilimsel paradigma sunmaktadır. Takip eden bölümde, bu ölçüm ve takip süreçlerinin mobil teknolojiler aracılığıyla nasıl yürütüldüğü, uygulama örnekleriyle birlikte ele alınacaktır.

4. Mobil Teknolojilerle Egzersiz Yükü Takibi

Mobil teknolojiler, egzersiz yükünün değerlendirilmesi ve yönetiminde paradigmatik bir dönüşüm yaratmıştır (Bernaciková et al., 2022; De La Vega et al., 2021). Geçmişte yalnızca laboratuvar ortamlarında yürütülebilen fizyolojik ölçümler, günümüzde giyilebilir sensörler, akıllı saatler ve cep telefonu uygulamaları sayesinde saha koşullarında gerçek zamanlı olarak izlenebilmektedir. Bu durum, hem araştırmacılar hem de antrenörler için dinamik, sürekli ve bireyselleştirilmiş veri toplama imkânı sağlamıştır (de Dios-Álvarez et al., 2023; Georgiou et al., 2018; Lundstrom et al., 2023).

4.1 Teknolojik Altyapı ve Ölçüm Sistemleri

Mobil egzersiz yükü takibi, donanım ve yazılım bileşenlerinin bütünleşik işleyişine dayanır (Branquinho et al., 2025; Lundstrom et al., 2023). Donanım bileşenleri arasında GPS, ivmeölçer, jiroskop, barometre ve optik sensörler öne

çıkar (De Fazio et al., 2023; Hennessy & Jeffreys, 2018; Patalas-Maliszewska et al., 2023). Bu sensörler; hareket hızı, yön değişimi, ivme, zemin teması, kalp atım hızı ve oksijen saturasyonu gibi parametreleri ölçer (Macadam et al., 2019; Zhao & Li, 2020). Özellikle GPS ve ivmeölçer kombinasyonu, dışsal yük takibinde (örneğin koşu mesafesi, sprint sayısı, güç çıktısı) yüksek doğruluk sağlar (de Dios-Álvarez et al., 2023; Pimenta et al., 2025).

Yazılım bileşenleri ise toplanan ham veriyi filtreleyen, anlamlandıran ve kullanıcıya görsel geribildirim sağlayan sistemleri kapsar (Dobiasch et al., 2022; Peart et al., 2019). Akıllı telefon tabanlı uygulamalar, sensörlerden gelen verileri anında işleyerek, sporcunun günlük yük profillerini otomatik olarak çıkarabilir (De La Vega et al., 2021; Kim et al., 2017; Veneman et al., 2024). Bu sistemler, yük yoğunluğu ve dağılımını “akut-kronik yük oranı (ACWR)” veya “toplam stres skoru” gibi göstergelerle raporlayarak antrenörün karar verme sürecini destekler (Kim et al., 2017; Peart et al., 2019).

Bu teknolojik altyapı, insan merkezli bir karar destek sistemine dönüşmektedir: sensörler veriyi toplar, algoritmalar analiz eder, ancak nihai değerlendirme antrenörün ya da bilim insanının deneyimine dayanır. Dolayısıyla mobil teknolojiler, insanın yerine geçen değil; onun kararlarını güçlendiren bir araç olarak işlev görür.

4.2 Dışsal Yük Takibi: GPS, İvmeölçer ve Güç Sensörleri

Saha temelli dışsal yük izleme, özellikle takım sporlarında performansın en kritik göstergelerinden biridir (Clemente et al., 2022; McLaren et al., 2018). GPS sistemleri, sporcunun konum verilerini saniyede 10–20 Hz örnekleme hızında kaydederek, koşu mesafesi, hız bölgeleri, sprint frekansı, yön değiştirme ve toplam iş yükü gibi göstergeleri hesaplar (de Dios-Álvarez et al., 2023; Pimenta et al., 2025). Bu veriler, antrenman yükü planlamasında “yüksek yoğunluklu efor süreleri”nin belirlenmesine yardımcı olur (Hennessy & Jeffreys, 2018; West et al., 2021).

İvmeölçer tabanlı sistemler, özellikle iç mekân antrenmanlarında veya GPS sinyalinin zayıf olduğu ortamlarda dışsal yük takibini sürdürmek için kullanılır (Troiano et al., 2014). Bu sensörler, dikey ivme, darbe kuvveti ve zemin teması süresi gibi parametrelerle hareket kalitesini değerlendirir (Kelly et al., 2015). Direnç antrenmanlarında ise taşınabilir güç ölçerler (örneğin bar velocity sensörleri) egzersiz sırasında üretilen mekanik gücü hesaplayarak, yük yoğunluğunun objektif bir göstergesi hâline gelir (Jiménez-Reyes et al., 2021; Włodarczyk et al., 2021).

Mobil uygulamalar, bu verileri bir araya getirerek antrenörlere yük dağılımı, yoğunluk eğrileri ve toparlanma önerileri sunar. Böylece yük–performans ilişkisi günlük olarak izlenebilir ve antrenman planları veriye dayalı biçimde optimize edilir.

4.3 İçsel Yük Takibi: HRV, RPE ve Biyofizyolojik Göstergeler

İçsel yük takibi, organizmanın antrenman stresine verdiği fizyolojik ve psikolojik yanıtların izlenmesini içerir (Clemente et al., 2022; Georgiou et al., 2018). Kalp hızı değişkenliği (HRV), otonom sinir sistemi dengesinin hassas bir göstergesi olarak öne çıkar (de Dios-Álvarez et al., 2023; Lundstrom et al., 2023). Mobil optik sensörler veya göğüs bantları aracılığıyla yapılan HRV ölçümleri, sporcunun toparlanma düzeyi, uyku kalitesi ve genel stres durumu hakkında bilgi verir (Botonis et al., 2025). Ayrıca, subjektif algılanan efor (RPE) skorlarının mobil uygulamalar üzerinden günlük olarak kaydedilmesi, bireysel yüklenme hissini sayısal forma dönüştürür (de Dios-Álvarez et al., 2023). Bu veriler, kalp hızı ve güç ölçümleriyle ilişkilendirildiğinde, antrenman etkisinin kişisel farklılıklar açısından nasıl değiştiğini ortaya koyar.

Son yıllarda geliştirilen mobil laktat ölçüm cihazları ve termal sensörler de içsel yük takibini daha kapsamlı hâle getirmiştir. Bu sistemler, enerji sistemlerinin aktivasyon düzeyini ve vücut ısısı regülasyonunu izleyerek, aşırı yorgunluk veya tükenme riskini erken aşamada tespit etmeye yardımcı olur.

4.4 Gerçek Zamanlı Veri Analizi ve Uygulama Örnekleri

Mobil teknolojilerin en önemli avantajı, verinin eş zamanlı olarak analiz edilip görselleştirilebilmesidir (Monteiro-Guerra et al., 2019; Rana & Mittal, 2020; Zhao & Li, 2020). Bu sayede antrenör, sporcunun anlık performans yanıtına göre yükü ayarlayabilir. Örneğin, GPS tabanlı antrenman sırasında belirli bir hız bölgesinde sporcunun kalp hızı hedeflenen değerin üzerine çıkarsa, uygulama antrenöre uyarı verebilir. Aynı şekilde HRV değerleri belirli bir eşik değerin altına düşerse, toparlanma süresi uzatılabilir (Georgiou et al., 2018).

Bireysel sporlarda (örneğin koşu, bisiklet, yüzme) kullanılan akıllı saat sistemleri, antrenman yükünü otomatik olarak kaydedip haftalık raporlar oluşturabilir (Khushhal et al., 2017). Takım sporlarında ise çoklu sporcu izleme sistemleri (örneğin Catapult, STATSports) saha antrenmanlarında tüm oyuncuların verisini tek ekranda sunarak, takım içi yük dengesini gözlemlemeye olanak tanır (Ellens et al., 2025).

Bu tür sistemler, artık yalnızca profesyonel takımlarda değil; üniversite laboratuvarlarında, fitness merkezlerinde ve bireysel sporcuların günlük antrenmanlarında da kullanılmaktadır (Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Turan, et al., 2023; Hennessy & Jeffreys, 2018). Böylece egzersiz yükü takibi, elit performanstan halk sağlığı düzeyine kadar geniş bir yelpazede uygulanabilir hâle gelmiştir.

4.5 Veri Güvenilirliği ve Standardizasyon Gereksinimi

Her ne kadar mobil sistemler büyük kolaylık sunsa da, ölçüm güvenilirliği hâlen temel bir bilimsel sorundur (Crang et al., 2021; Çabuk et al., 2026; Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Turan, et al., 2023). Sensör yerleşimi, cihaz kalibrasyonu, sinyal gürültüsü ve algoritmik düzeltmeler sonuçları etkileyebilir (Kelly et al., 2015; Macadam et al., 2019). Bu nedenle, ölçüm protokollerinin standardizasyonu ve farklı cihazların karşılaştırmalı doğrulama çalışmaları büyük önem taşır.

Ayrıca verilerin yorumlanması, yalnızca mutlak değerlere değil, bireyin geçmiş performans verileriyle olan bağlamına dayanmalıdır (Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Ouergui, et al., 2023; Ulupınar et al., 2024). Mobil sistemlerden elde edilen veriler, antrenman planlamasında rehber olabilir; ancak tek başına karar mekanizması olarak kullanılmaları bilimsel açıdan sakıncalıdır (Carter et al., 2015; Parker, 2012). Dolayısıyla, mobil teknolojilerin etkinliği, bilimsel değerlendirme ve uzman yorumu ile desteklendiğinde en yüksek düzeye ulaşır. Sonuç olarak, mobil teknolojiler egzersiz yükü takibini laboratuvar sınırlarının dışına taşımış; ölçümün zamandan, mekândan ve cihaz maliyetlerinden bağımsız hâle gelmesini sağlamıştır. Ancak bu sistemlerin sunduğu verilerin güvenilir biçimde kullanılabilmesi, metodolojik doğruluk, standardizasyon ve etik uygulama ilkelerinin gözetilmesine bağlıdır. Takip eden bölümde, yapay zekâ destekli karar destek sistemlerinin yorgunluk öngörüsü ve antrenman optimizasyonundaki rolü ayrıntılı biçimde tartışılacaktır.

5. Yorgunluk Yönetiminde Yapay Zekâ ve Karar Destek Sistemleri

Yapay zekâ (YZ), spor bilimlerinde veriye dayalı karar verme süreçlerini yeniden şekillendiren en güçlü teknolojik gelişmelerden biridir (Reis et al., 2024; Zhou et al., 2025). Egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimi gibi çok değişkenli, zamana bağlı ve bireye özgü süreçlerde, klasik istatistiksel yaklaşımlar çoğu zaman karmaşık ilişkileri açıklamakta yetersiz kalır (Desai, 2024; Parekh et al., 2020; Zhou et al., 2025). Bu noktada YZ, büyük veri setlerinden örüntü çıkarma, bireysel adaptasyon modelleri geliştirme ve olası yorgunluk durumlarını önceden tahmin etme (predictive analytics) kapasitesiyle yeni bir bilimsel paradigma sunmaktadır (Desai, 2024; Nahavandi et al., 2022).

5.1 Makine Öğrenimiyle Egzersiz Yükü ve Yorgunluk Öngörüsü

Makine öğrenimi (machine learning) algoritmaları, egzersiz yükü–yorgunluk ilişkisini modellemek için kullanılan temel araçlardır (Horvat & Job, 2020; Van Eetvelde et al., 2021). Bu sistemler, kalp hızı değişkenliği (HRV), uyku süresi, hız, güç, adım frekansı, RPE ve çevresel faktörler gibi onlarca değişkeni aynı

anda analiz edebilir (Jaspers et al., 2018; Reis et al., 2024). Denetimli öğrenme modelleri (örneğin regresyon, random forest, support vector machine) geçmiş verilerden öğrenerek, bir sporcunun belirli yük düzeyine nasıl tepki vereceğini tahmin edebilir (Horvat & Job, 2020; Patalas-Maliszewska et al., 2023; Van Eetvelde et al., 2021). Denetimsiz öğrenme teknikleri (örneğin kümeleme – clustering) ise benzer adaptasyon profillerine sahip sporcuları gruplandırarak, kişiselleştirilmiş antrenman önerilerinin geliştirilmesine katkı sağlar (Horvat & Job, 2020).

Örneğin, HRV ve uyku kalitesi verilerinden oluşturulan makine öğrenimi modelleri, bir sporcunun ertesi günkü performans kapasitesini veya sakatlık riskini öngörebilmektedir (Altini & Amft, 2016; Branquinho et al., 2025). Aynı şekilde, dışsal yük parametreleri (koşu mesafesi, sprint yoğunluğu, güç çıktısı) ile içsel yanıt göstergeleri (RPE, kalp hızı) birlikte değerlendirildiğinde, algoritmalar aşırı yüklenme riskini tahmin ederek erken uyarı sistemi işlevi görebilir (de Dios-Álvarez et al., 2023).

Bu yaklaşımlar, antrenör ve spor bilimcilerin karar verme süreçlerini destekler; ancak nihai kararın insanda kalması ilkesini unutmamak gerekir. YZ, yalnızca olasılıklar ve örüntüler sunar; antrenmanın fizyolojik ve psikolojik bütünlüğünü değerlendirmek hâlâ insan uzmanlığının sorumluluğundadır.

5.2 Derin Öğrenme ve Biyobelirteç Temelli Modeller

Derin öğrenme (deep learning), özellikle karmaşık zaman serisi verilerinde (örneğin kalp hızı, ivme, EEG, EMG) üstün bir analiz gücü sunar (Cust et al., 2019). Bu modeller, sensör verilerinden yorgunlukla ilişkili gizli örüntüleri tespit ederek, kişisel yorgunluk indeksleri oluşturabilir (Horvat & Job, 2020; Van Eetvelde et al., 2021). Konvolüsyonel sinir ağları (CNN) hareket paternlerinden nöromusküler yorgunluk belirtilerini tanıyabilirken; tekrarlayan sinir ağları (RNN, LSTM) uzun dönemli yük–toparlanma ilişkilerini modelleyebilir (Jaspers et al., 2018; Pajak et al., 2022).

Ayrıca biyobelirteç tabanlı mobil sistemlerle (örneğin kalp atım hızı, HRV, cilt sıcaklığı, solunum frekansı) toplanan veriler, derin öğrenme modelleriyle entegre edilerek, sporcunun gerçek zamanlı fizyolojik stres profili oluşturulabilir (Peart et al., 2019; Torous & Roberts, 2017; Veneman et al., 2024). Bu modeller, yalnızca yorgunluğu belirlemekle kalmaz, aynı zamanda sporcunun optimum toparlanma süresini ve yük tolerans aralığını da hesaplayabilir (Carter et al., 2015; Wahyudi & Yunus, 2025).

Bu tür sistemlerin en büyük avantajı, kişisel varyasyonları hesaba katabilmesidir (Peart et al., 2019; Zhao & Li, 2020). Aynı yük düzeyi, iki sporcuda farklı fizyolojik stres yanıtları oluşturabilir; derin öğrenme modelleri bu bireysel farklılıkları “öğrenerek”, klasik sabit eşik yaklaşımlarından çok daha hassas tahminler üretebilir (Veneman et al., 2024; Wahyudi & Yunus, 2025).

5.3 Otomatik Karar Destek Sistemleri ve Pratik Kullanım

YZ tabanlı karar destek sistemleri (Decision Support Systems, DSS), sahada veri toplama, analiz ve geribildirim süreçlerini otomatikleştiren entegre yapılardır (Cao, 2022). Bu sistemler, sensörlerden gelen verileri anında işler ve kullanıcılara görsel göstergeler sunar: antrenman yoğunluğu, toparlanma düzeyi, uyku kalitesi veya potansiyel yorgunluk riski gibi parametreler renk kodları veya grafiklerle gösterilebilir (Schelling & Robertson, 2020).

Örneğin, profesyonel bir futbol takımında kullanılan bir DSS, oyuncuların antrenman yükünü, HRV değerlerini ve sprint sayısını analiz ederek aşırı yüklenme riskine karşı uyarı verebilir (Cao, 2022; Schelling & Robertson, 2020). Benzer şekilde bireysel sporcularda, mobil uygulama sporcunun toparlanma endeksine göre “dinlenme günü önerisi” veya “düşük yoğunluklu antrenman planı” önerebilir. Bu sistemler, antrenör–sporcu iletişimini güçlendirir ve subjektif kararları objektif verilerle destekler (Cao, 2022; Schelling & Robertson, 2020).

Ancak otomatik önerilerin körü körüne uygulanması, özellikle bireysel farklılıkların yüksek olduğu sporlarda sakıncalı olabilir (Nahavandi et al., 2022;

Wahyudi & Yunus, 2025). Bilimsel geçerliliği sağlanmamış veya şeffaf olmayan algoritmaların kullanımı, yanlış yük planlamalarına yol açabilir. Bu nedenle, karar destek sistemlerinin doğrulanmış veri setleriyle eğitilmesi ve kullanıcıya açıklanabilir (explainable AI) biçimde sunulması gerekmektedir (Branquinho et al., 2025; Zhou et al., 2025).

5.4 İnsan–Yapay Zekâ Etkileşimi ve Etik Sınırlar

Yapay zekâ destekli yorgunluk yönetimi, performans optimizasyonu açısından büyük fırsatlar sunsa da, etik sınırların korunması kritik öneme sahiptir (Ford et al., 2023; Fuller et al., 2017). Verinin aşırı kullanımı veya bireysel fizyolojik bilgilerin yanlış yorumlanması, sporcu mahremiyetinin ihlali anlamına gelebilir (Carter et al., 2015; Taylor, 2016). Ayrıca, algoritmaların hatalı tahminleri antrenman yükünü gereğinden fazla sınırlayarak performans gelişimini engelleyebilir (Fuller et al., 2017; Laukyte, 2020).

Bu nedenle, “insan–yapay zekâ iş birliği” modeli en güvenilir yaklaşımdır (Habelalmateen & Kumar, 2025; Harriss et al., 2019). YZ sistemleri veri yoğun, karmaşık ilişkileri analiz ederken; antrenör, spor bilimci veya hekim bu analizleri bağlamsal olarak değerlendirir (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Laukyte, 2020). Nihai karar, bilimsel sezgi, etik sorumluluk ve saha deneyiminin birleşimiyle verilmelidir. Etik açıdan da, algoritmik önyargıların (bias) kontrolü, verinin anonimleştirilmesi ve yapay zekâ modellerinin sürekli yeniden doğrulanması gerekir (Habelalmateen & Kumar, 2025; Parker, 2012). Bu ilkeler, gelecekte mobil yapay zekâ sistemlerinin spor bilimlerinde güvenilir biçimde kullanılabilmesinin temelini oluşturur (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Harriss et al., 2019).

Sonuç olarak, yapay zekâ ve makine öğrenimi, yorgunluk yönetiminde öngörü, kişiselleştirme ve proaktif müdahale kapasitesini artırmıştır. Ancak bu teknolojiler, bilimsel titizlik, etik çerçeve ve insan uzmanlığıyla birleştiğinde anlamlıdır. Yorgunluk yönetimi artık yalnızca ölçüm ve takip değil; aynı zamanda öğrenen sistemler, dinamik modeller ve bilinçli karar mekanizmalarıyla

desteklenen bir süreçtir. Takip eden bölümde, bu teknolojik dönüşümün bilimsel geçerlilik, etik sınırlar ve pratik uygulama dengesi açısından nasıl yönetilmesi gerektiği tartışılacaktır.

6. Bilimsel Geçerlilik, Etik Sınırlar ve Pratik Uygulama

Mobil ölçüm sistemleri ve yapay zekâ destekli analizler, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetiminde önemli fırsatlar sunarken, aynı zamanda yeni bilimsel ve etik sorumluluk alanları da yaratmıştır (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Laukyte, 2020; Taylor, 2016). Her teknolojik yenilik, beraberinde metodolojik hatalar, veri yorumlama önyargıları ve etik ihlaller riskini taşır (Habelalmateen & Kumar, 2025; Parker, 2012). Bu nedenle, bilimsel geçerlilik (validity), güvenilirlik (reliability) ve etik sorumluluk ilkeleri, mobil sistemlerin ve yapay zekâ modellerinin uygulamaya aktarılmasında vazgeçilmez üç temel sütun olarak değerlendirilmelidir (Laukyte, 2020; Taylor, 2016).

6.1 Bilimsel Geçerlilik ve Güvenilirlik

Bir ölçüm aracının bilimsel geçerliliği, ölçtüğü parametrenin gerçek fizyolojik olguyu ne derece doğru yansıttığıyla ilgilidir (Crang et al., 2021; Çabuk et al., 2026). Mobil sensörler ve yapay zekâ tabanlı algoritmaların sunduğu veriler, genellikle yüksek örnekleme hızına sahip olsa da, ölçüm doğruluğu cihaz kalibrasyonu, sensör yerleşimi ve sinyal işleme tekniklerinden etkilenebilir (Gençoğlu, Ulupınar, Özbay, Turan, et al., 2023; Macadam et al., 2019).

Örneğin, mobil ivmeölçer verileri laboratuvar koşullarında yüksek korelasyon gösterebilirken, saha ortamında yüzey farklılıkları veya titreşim kaynaklı artefaktlar doğruluğu azaltabilir (Fuller et al., 2017; Kelly et al., 2015). Benzer şekilde, HRV ölçümleri de çevresel sıcaklık, stres ve hidrasyon düzeylerinden etkilenebilir (Georgiou et al., 2018). Bu nedenle, mobil sistemlerin geçerliliği, laboratuvar referans sistemleriyle karşılaştırmalı validasyon çalışmalarıyla belgelenmeli; elde edilen sonuçların güvenilirliği istatistiksel olarak (örneğin ICC, SEM, MDC) raporlanmalıdır (Ulupınar, 2022).

Yapay zekâ modellerinde geçerlilik, yalnızca veri doğruluğuna değil, modelin genellenebilirlik (generalizability) kapasitesine de bağlıdır (Nahavandi et al., 2022; Reis et al., 2024). Bir algoritmanın belirli bir spor branşı veya popülasyonda eğitilmiş olması, farklı bireylerde veya koşullarda aynı doğrulukta sonuç vereceği anlamına gelmez (Zhou et al., 2025). Bu nedenle, algoritmaların bağımsız örneklerle test edilmesi ve model performansının sürekli yeniden değerlendirilmesi, bilimsel güvenilirliğin korunması açısından zorunludur.

6.2 Etik Sınırlar ve Veri Gizliliği

Mobil sistemler aracılığıyla toplanan fizyolojik veriler (kalp hızı, HRV, laktat, uyku, stres vb.), kişisel sağlık bilgisi kapsamında değerlendirilir ve etik koruma gerektirir (Fuller et al., 2017; Taylor, 2016). Bu bağlamda, araştırmacı ve antrenörlerin katılımcı onamı (informed consent) almadan veri toplamaları etik olarak kabul edilemez (Laukyte, 2020; Rothstein et al., 2020). Ayrıca verilerin anonimleştirilmesi, yalnızca bilimsel amaçla kullanılması ve üçüncü taraflarla paylaşılardan önce şifrelenmesi temel etik ilkeler arasındadır (Carter et al., 2015; Harriss et al., 2019).

Etik sınırların en hassas noktalarından biri, mobil ölçüm verilerinin yanlış yorumlanması veya kötüye kullanılması riskidir (Parker, 2012; Taylor, 2016). Örneğin, bir sporcunun yorgunluk veya stres düzeyine ilişkin verilerin, performans değerlendirmesi ya da sözleşme kararlarında kullanılması, etik açıdan ciddi bir ihlaldir (Habelalmateen & Kumar, 2025; Harriss et al., 2019). Bu tür durumlar, sporcu mahremiyetini ve psikolojik güvenliğini zedeleyebilir. Dolayısıyla mobil sistemlerin kullanımında, kurum içi etik yönergelerin geliştirilmesi, veri paylaşım protokollerinin açık biçimde tanımlanması ve kullanıcıların bu süreçler hakkında bilgilendirilmesi gerekmektedir.

6.3 Uygulamada Bilim–Saha Dengesi

Bilimsel geçerliliği yüksek sistemlerin sahada kullanılabilir olması, spor bilimlerinde “laboratuvar–saha” dengesinin sağlanmasına bağlıdır (Da Silva et al., 2011; Meyer et al., 2024). Mobil sistemlerin sunduğu veriler, antrenman sürecini bilgilendirici nitelikte olmalı; ancak nihai karar mekanizması hâlâ insan uzmanlığında kalmalıdır (Desai, 2024; Nahavandi et al., 2022).

Örneğin, yapay zekâ modeli bir sporcuda aşırı yüklenme riski öngörse dahi, bu bilgi antrenör tarafından bağlam içinde değerlendirilmelidir (Chidambaram et al., 2022; Desai, 2024; Parekh et al., 2020). Sporcunun son günlerdeki uyku kalitesi, motivasyon düzeyi veya psikolojik durumu bilinmeden alınan otomatik kararlar, performans sürecine zarar verebilir (Branquinho et al., 2025; Clemente et al., 2021). Bu nedenle, mobil ve yapay zekâ tabanlı uygulamalar, karar destek sistemleri olarak konumlandırılmalı; tek başına karar verici araçlar olarak kullanılmamalıdır. Bilim–saha dengesinin korunması, teknolojik doğruluğun yanı sıra pedagojik ve psikolojik hassasiyetin de gözetilmesiyle mümkündür.

6.4 Sürekli Değerlendirme ve Etik Sorumluluk

Mobil teknolojiler ve yapay zekâ sistemleri hızla gelişmektedir; dolayısıyla bu sistemlerin bilimsel ve etik uygunluğu statik değil, dinamik bir süreç olarak ele alınmalıdır (Chidambaram et al., 2022; Laukyte, 2020; Windt et al., 2020). Cihaz yazılımlarının güncellenmesi, veri işleme algoritmalarının değiştirilmesi veya yeni sensörlerin eklenmesi, ölçüm sonuçlarını doğrudan etkileyebilir (Fuss et al., 2008; Robertson & Bearman, 2022). Bu nedenle, sistemlerin periyodik yeniden doğrulama süreçlerinden geçirilmesi gereklidir.

Etik açıdan ise, yapay zekâ modellerinde kullanılan verilerin kökeni, işleme yöntemi ve karar kriterleri kullanıcıya açık olmalıdır (Carter et al., 2015; Laukyte, 2020). “Açıklanabilir yapay zekâ (Explainable AI)” yaklaşımı, hem etik şeffaflık hem de kullanıcı güveni açısından geleceğin temel gerekliliğidir (Bucea-Manea-Tonis et al., 2025; Carter et al., 2015; Harriss et al., 2019). Sporcu, antrenör ve araştırmacı üçgeninde bu şeffaflık sağlandığında, teknolojik sistemlerin bilimsel

değeri ve saha güvenilirliği sürdürülebilir hâle gelir (Laukyte, 2020; Pimenta et al., 2025; Schelling & Robertson, 2020).

Sonuç olarak, mobil ve yapay zekâ tabanlı yorgunluk yönetim sistemlerinin gerçek anlamda fayda sağlaması, yalnızca teknolojik yeniliğe değil; bilimsel doğruluk, etik sorumluluk ve insan merkezli uygulama dengesine bağlıdır. Bilimsel geçerliliği kanıtlanmamış veya etik çerçevesi tanımlanmamış sistemlerin yaygınlaşması, kısa vadeli kazanımlar sağlasa da uzun vadede bilimsel güvenilirliği zedeleyebilir. Dolayısıyla, geleceğin spor biliminde başarıyı belirleyen unsur, veriyi toplayan cihazın hızı değil, verinin nasıl yorumlandığı ve hangi etik sınırlar içinde kullanıldığı olacaktır.

7. Sonuç ve Gelecek Perspektif

Egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimi, çağdaş spor bilimlerinin merkezinde yer alan ve performans optimizasyonunun temelini oluşturan iki kritik kavramdır. Bu kavramların doğru biçimde anlaşılması ve yönetilmesi, yalnızca sporcunun fiziksel gelişimi değil, aynı zamanda uzun vadeli sağlığı ve sürdürülebilir performans kapasitesi açısından da belirleyici öneme sahiptir. Son yıllarda mobil teknolojiler, sensör sistemleri ve yapay zekâ destekli karar mekanizmaları sayesinde bu alanda önemli bir dönüşüm yaşanmıştır. Artık egzersiz yükü yalnızca laboratuvar ortamında belirlenen tekil bir değişken değil, sahada dinamik olarak izlenebilen çok boyutlu bir süreçtir.

Bu dönüşüm, spor bilimlerinde “gözleme dayalı karar” döneminden “veriye dayalı karar” dönemine geçişi temsil eder. Mobil sensörler ve yapay zekâ sistemleri, antrenman yükü, fizyolojik stres, yorgunluk ve toparlanma süreçlerini eş zamanlı olarak analiz edebilmekte; böylece antrenman planlamasında hem kısa vadeli optimizasyon hem de uzun vadeli adaptasyon stratejileri geliştirilmesine olanak tanımaktadır. Bununla birlikte, bu teknolojilerin etkili biçimde kullanılabilmesi, bilimsel doğruluk, metodolojik tutarlılık ve etik sorumluluk ilkeleriyle desteklendiğinde anlam kazanır.

Gelecekte egzersiz yükü yönetiminin yönünü belirleyecek en önemli eğilim, bireyselleştirilmiş veri modellerinin gelişimidir. Her sporcunun fizyolojik yanıtları, genetik yapısı, uyku düzeni, stres düzeyi ve psikolojik durumu farklıdır; bu nedenle “herkese uygun tek model” anlayışı yerini kişiselleştirilmiş performans profillemesine bırakmaktadır. Yapay zekâ, bu bireysel farklılıkları öğrenerek kişiye özgü yüklenme–toparlanma dengesi oluşturabilir; böylece sakatlık riskini azaltırken adaptasyonu maksimize eder.

Bununla birlikte, teknolojik ilerlemenin insan unsurunu gölgede bırakmaması gerekmektedir. Mobil sistemler, ölçüm ve analiz süreçlerini kolaylaştırır da, bu verilerin anlamlandırılması hâlâ insan deneyimi, bilimsel sezgi ve etik duyarlılıkla mümkündür. Geleceğin başarılı spor bilimci ve antrenör profili, hem veri analitiği okuryazarlığına hem de insan merkezli karar verme becerisine sahip bireylerden oluşacaktır. Bu iki boyutun dengelenmesi, dijitalleşen spor dünyasında bilimsel geçerliliği ve saha etkinliğini korumanın ön koşuludur.

Gelecek perspektifinde ayrıca entegratif veri ekosistemleri öne çıkacaktır. Farklı kaynaklardan (mobil sensörler, laboratuvar testleri, biyobelirteç analizleri, uyku ve beslenme uygulamaları) gelen veriler, bulut tabanlı platformlarda birleştirilerek bütüncül bir “performans dijital ikizi” oluşturulabilecektir. Bu yaklaşım, bireyin yalnızca anlık performansını değil, tüm fizyolojik ve davranışsal profilini temsil ederek, spor biliminde daha derin öngörüler elde edilmesini sağlayacaktır.

Ancak bu sistemlerin yaygınlaşmasıyla birlikte, veri gizliliği ve etik standartların da aynı hızla geliştirilmesi zorunludur. Açıklanabilir yapay zekâ (Explainable AI) ilkeleri, açık veri paylaşımı ve şeffaf algoritmalar, spor biliminde güvenilir bilgi üretiminin temelini oluşturacaktır. Bu doğrultuda, üniversiteler, araştırma kurumları ve spor organizasyonlarının iş birliğiyle bilim–saha–teknoloji üçgeni içinde yeni bir iş modeli şekillenecektir.

Sonuç olarak, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetimi artık klasik ölçüm anlayışının ötesine geçmiş; mobil teknolojiler ve yapay zekâ desteğiyle sürekli öğrenen,

öngörölü ve bireye özgü bir yapıya kavuşmuştur. Bu dönüşüm, bilimsel bilgiyle saha pratiğini birbirine yaklaştırarak, modern sporun en büyük ihtiyacını karşılamaktadır: doğruluk, sürdürülebilirlik ve insana dayalı gelişim.

Bu bölüm, egzersiz yükü ve yorgunluk yönetiminin bilimsel, teknolojik ve etik temellerini ortaya koyarak, kitabın ilerleyen bölümlerinde ele alınacak sensör ekosistemleri, biyometrik ölçümler ve veri güvenliği konularına zemin hazırlamaktadır. Böylece mobil laboratuvar yaklaşımı yalnızca bir teknoloji değil, bilimin sahadaki yeni dili olarak tanımlanmaktadır.

Kaynakça

- Altini, M., & Amft, O. (2016). HRV4Training: Large-scale longitudinal training load analysis in unconstrained free-living settings using a smartphone application. 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC),
- Ament, W., & Verkerke, G. J. (2009). Exercise and fatigue. *Sports Medicine*, 39(5), 389-422.
- Bache-Mathiesen, L. K., Andersen, T. E., Dalen-Loretsen, T., Tabben, M., Chamari, K., Clarsen, B., & Fagerland, M. W. (2023). A new statistical approach to training load and injury risk: separating the acute from the chronic load. *Biology of sport*, 41(1), 119-134.
- Bailey, S. P., Hall, E. E., Folger, S. E., & Miller, P. C. (2008). Changes in EEG during graded exercise on a recumbent cycle ergometer. *Journal of sports science & medicine*, 7(4), 505.
- Bernaciková, M., Kumstát, M., Burešová, I., Kapounková, K., Struhár, I., Sebera, M., & Paludo, A. C. (2022). Preventing chronic fatigue in Czech young athletes: The features description of the “SmartTraining” mobile application. *Frontiers in Physiology*, 13, 919982.
- Bertschy, M., Howard, J. T., Oyama, S., Zhang, T., & Cheever, K. (2023). Effectiveness of daily subjective wellness measurements via mobile applications in predicting perceived exertion and training load. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*, 237(4), 283-290.
- Botonis, P. G., Arsoniadis, G. G., Smilios, I., & Toubekis, A. G. (2025). In-season training load variation-heart rate recovery, perceived recovery status, and performance in elite male water polo players: a pilot study. *Sports Health*, 17(1), 144-149.
- Branquinho, L., Forte, P., De França, E., Ferraz, R., Teixeira, J. E., & Thomatieli-Santos, R. (2025). Training load in sport: current challenges and future perspectives. In (Vol. 7, pp. 1574500): Frontiers Media SA.
- Bucea-Manea-Tonis, R., Păun, D. G., Coelho, A. S., Urdes, L., Mihoreanu, L., & Martins, O. M. (2025). Ethical challenges using technology in sport competitions. *Intangible Capital*, 21(3), 406-426.
- Cao, L. (2022). Design and optimization of a decision support system for sports training based on data mining technology. *Scientific Programming*, 2022(1), 1846345.
- Carter, A., Liddle, J., Hall, W., & Chenery, H. (2015). Mobile phones in research and treatment: ethical guidelines and future directions. *JMIR mHealth and uHealth*, 3(4), e4538.

- Chidambaram, S., Maheswaran, Y., Patel, K., Sounderajah, V., Hashimoto, D. A., Seastedt, K. P., McGregor, A. H., Markar, S. R., & Darzi, A. (2022). Using artificial intelligence-enhanced sensing and wearable technology in sports medicine and performance optimisation. *Sensors*, 22(18), 6920.
- Chu, V. W., Payne, S. J., Hunter, M. P., & Reynolds, S. (2023). Development of a phone application for assessing fatigue levels in rare disorders: a feasibility and validity study. *Journal of Rare Diseases*, 2(1), 17.
- Clemente, F., Aquino, R., Praça, G. M., Rico-González, M., Oliveira, R., Silva, A. F., Sarmiento, H., & Afonso, J. (2022). Variability of internal and external loads and technical/tactical outcomes during small-sided soccer games: a systematic review. *Biology of sport*, 39(3), 647-672.
- Clemente, F. M., Afonso, J., Costa, J., Oliveira, R., Pino-Ortega, J., & Rico-González, M. (2021). Relationships between sleep, athletic and match performance, training load, and injuries: a systematic review of soccer players. *Healthcare*,
- Coyne, J. O., Gregory Haff, G., Coutts, A. J., Newton, R. U., & Nimphius, S. (2018). The current state of subjective training load monitoring—a practical perspective and call to action. *Sports medicine-open*, 4(1), 58.
- Crang, Z. L., Duthie, G., Cole, M. H., Weakley, J., Hewitt, A., & Johnston, R. D. (2021). The validity and reliability of wearable microtechnology for intermittent team sports: A systematic review. *Sports Medicine*, 51(3), 549-565.
- Cust, E. E., Sweeting, A. J., Ball, K., & Robertson, S. (2019). Machine and deep learning for sport-specific movement recognition: A systematic review of model development and performance. *Journal of sports sciences*, 37(5), 568-600.
- Çabuk, S., Ulupinar, S., İnce, İ., & Özbay, S. (2026). Can OpenCap deliver valid and reliable kinematic data for motion analysis? A systematic review and three-level meta-analysis. *Biology of sport*, 43(1), 555-573.
- Da Silva, J. F., Guglielmo, L. G., Carminatti, L. J., De Oliveira, F. R., Dittrich, N., & Paton, C. D. (2011). Validity and reliability of a new field test (Carminatti's test) for soccer players compared with laboratory-based measures. *Journal of sports sciences*, 29(15), 1621-1628.
- de Dios-Álvarez, V., Suárez-Iglesias, D., Bouzas-Rico, S., Alkain, P., González-Conde, A., & Ayán-Pérez, C. (2023). Relationships between RPE-derived internal training load parameters and GPS-based external training load variables in elite young soccer players. *Research in Sports Medicine*, 31(1), 58-73.

- De Fazio, R., Mastronardi, V. M., De Vittorio, M., & Visconti, P. (2023). Wearable sensors and smart devices to monitor rehabilitation parameters and sports performance: an overview. *Sensors*, 23(4), 1856.
- De La Vega, R., Anabalón, H., Jara, C., Villamil-Cabello, E., Chervellino, M., & Calvo-Rodríguez, Á. (2021). Effectiveness of mobile technology in managing fatigue: Balert App. *Frontiers in psychology*, 12, 704955.
- Desai, V. (2024). The future of artificial intelligence in sports medicine and return to play. *Seminars in Musculoskeletal Radiology*,
- Dishman, R. K., Thom, N. J., Puetz, T. W., O'Connor, P. J., & Clementz, B. A. (2010). Effects of cycling exercise on vigor, fatigue, and electroencephalographic activity among young adults who report persistent fatigue. *Psychophysiology*, 47(6), 1066-1074.
- Dobiasch, M., Oppl, S., Stöckl, M., & Baca, A. (2022). Direct mobile coaching as a paradigm for the creation of mobile feedback systems. *Applied Sciences*, 12(11), 5558.
- Ellens, S., Moran, C., & Varley, M. C. (2025). Concurrent validity and between-device reliability of the Catapult Vector S8 GNSS device. *PLoS One*, 20(10), e0333792.
- Fisher, K. M., Fuller, L., & Chandler, J. P. (2022). A review of the relationship between Heart Rate Monitoring, Training load, and Injury in Field-based Team Sport athletes. *Int. J. Sport. Exerc. Health Res*, 6, 43-54.
- Ford, E., Milne, R., & Curlewis, K. (2023). Ethical issues when using digital biomarkers and artificial intelligence for the early detection of dementia. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(3), e1492.
- Fuller, D., Shareck, M., & Stanley, K. (2017). Ethical implications of location and accelerometer measurement in health research studies with mobile sensing devices. *Social Science & Medicine*, 191, 84-88.
- Fuss, F. K., Subic, A., & Mehta, R. (2008). The impact of technology on sport—new frontiers. In (Vol. 1, pp. 1-2): Taylor & Francis.
- Gençoğlu, C., Ulupınar, S., Özbay, S., Ouergui, I., & Franchini, E. (2023). Reliability and validity of the kickboxing anaerobic speed test. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 94(3), 715-724.
- Gençoğlu, C., Ulupınar, S., Özbay, S., Turan, M., Savaş, B. Ç., Asan, S., & İnce, İ. (2023). Validity and reliability of “My Jump app” to assess vertical

- jump performance: a meta-analytic review. *Scientific reports*, 13(1), 20137.
- Georgiou, K., Larentzakis, A. V., Khamis, N. N., Alsuhaibani, G. I., Alaska, Y. A., & Giallafos, E. J. (2018). Can wearable devices accurately measure heart rate variability? A systematic review. *Folia medica*, 60(1), 7-20.
- Habelalmateen, M. I., & Kumar, R. A. (2025). Ethical Implications and Regulatory Frameworks Surrounding the Use of IoT Technology in Sports. In *Advances in Sports Science and Technology* (pp. 94-99). CRC Press.
- Harriss, D., MacSween, A., & Atkinson, G. (2019). Ethical standards in sport and exercise science research: 2020 update. In (Vol. 40, pp. 813-817): © Georg Thieme Verlag KG.
- Hennessy, L., & Jeffreys, I. (2018). The current use of GPS, its potential, and limitations in soccer. *Strength & Conditioning Journal*, 40(3), 83-94.
- Horvat, T., & Job, J. (2020). The use of machine learning in sport outcome prediction: A review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(5), e1380.
- Hostrup, M., Cairns, S. P., & Bangsbo, J. (2021). Muscle ionic shifts during exercise: implications for fatigue and exercise performance. *Comprehensive Physiology*, 11(3), 1895-1959.
- Impellizzeri, F. M., Shrier, I., McLaren, S. J., Coutts, A. J., McCall, A., Slaterry, K., Jeffries, A. C., & Kalkhoven, J. T. (2023). Understanding training load as exposure and dose. *Sports Medicine*, 53(9), 1667-1679.
- Impellizzeri, F. M., Woodcock, S., Coutts, A., Fanchini, M., McCall, A., & Vigotsky, A. (2021). What role do chronic workloads play in the acute to chronic workload ratio? Time to dismiss ACWR and its underlying theory. *Sports Medicine*, 51(3), 581-592.
- Inoue, A., dos Santos Bunn, P., do Carmo, E. C., Lattari, E., & da Silva, E. B. (2022). Internal training load perceived by athletes and planned by coaches: a systematic review and meta-analysis. *Sports medicine-open*, 8(1), 35.
- Jaspers, A., De Beéck, T. O., Brink, M. S., Frencken, W. G., Staes, F., Davis, J. J., & Helsen, W. F. (2018). Relationships between the external and internal training load in professional soccer: what can we learn from machine learning? *International journal of sports physiology and performance*, 13(5), 625-630.

- Jiang, Z., Hao, Y., Jin, N., & Li, Y. (2022). A systematic review of the relationship between workload and injury risk of professional male soccer players. *International journal of environmental research and public health*, 19(20), 13237.
- Jiménez-Reyes, P., Castaño-Zambudio, A., Cuadrado-Peñafiel, V., González-Hernández, J. M., Capelo-Ramírez, F., Martínez-Aranda, L. M., & González-Badillo, J. J. (2021). Differences between adjusted vs. non-adjusted loads in velocity-based training: Consequences for strength training control and programming. *PeerJ*, 9, e10942.
- Kelly, S. J., Murphy, A. J., Watsford, M. L., Austin, D., & Rennie, M. (2015). Reliability and validity of sports accelerometers during static and dynamic testing. *International journal of sports physiology and performance*, 10(1), 106-111.
- Khushhal, A., Nichols, S., Evans, W., Gleadall-Siddall, D. O., Page, R., O'Doherty, A. F., Carroll, S., Ingle, L., & Abt, G. (2017). Validity and reliability of the Apple Watch for measuring heart rate during exercise. *Sports medicine international open*, 1(06), E206-E211.
- Kim, S.-M., Ryu, C.-S., & You, K.-S. (2017). Development and application of mobile coaching systems of each sport game for athletic directors. *International Information Institute (Tokyo). Information*, 20(1B), 549.
- Laukyte, M. (2020). Disruptive technologies and the sport ecosystem: A few ethical questions. *Philosophies*, 5(4), 24.
- Lundstrom, C. J., Foreman, N. A., & Biltz, G. (2023). Practices and applications of heart rate variability monitoring in endurance athletes. *International journal of sports medicine*, 44(01), 9-19.
- Macadam, P., Cronin, J., Neville, J., & Diewald, S. (2019). Quantification of the validity and reliability of sprint performance metrics computed using inertial sensors: A systematic review. *Gait & posture*, 73, 26-38.
- Mahmood, Z., Bibi, N., Usman, M., Khan, U., & Muhammad, N. (2019). Mobile cloud based-framework for sports applications. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 30(4), 1991-2019.
- McLaren, S. J., Macpherson, T. W., Coutts, A. J., Hurst, C., Spears, I. R., & Weston, M. (2018). The relationships between internal and external measures of training load and intensity in team sports: a meta-analysis. *Sports Medicine*, 48(3), 641-658.
- Meyer, F., Sandbakk, Ø., & Millet, G. P. (2024). Sport performance analysis: from the laboratory to the field. In (Vol. 6, pp. 1372080): Frontiers Media SA.

- Miguel, M., Oliveira, R., Loureiro, N., García-Rubio, J., & Ibáñez, S. J. (2021). Load measures in training/match monitoring in soccer: A systematic review. *International journal of environmental research and public health*, 18(5), 2721.
- Monteiro-Guerra, F., Rivera-Romero, O., Fernandez-Luque, L., & Caulfield, B. (2019). Personalization in real-time physical activity coaching using mobile applications: a scoping review. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 24(6), 1738-1751.
- Nahavandi, D., Alizadehsani, R., Khosravi, A., & Acharya, U. R. (2022). Application of artificial intelligence in wearable devices: Opportunities and challenges. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 213, 106541.
- Pajak, G., Krutz, P., Patalas-Maliszewska, J., Rehm, M., Pajak, I., & Dix, M. (2022). An approach to sport activities recognition based on an inertial sensor and deep learning. *Sensors and Actuators A: Physical*, 345, 113773.
- Parekh, V., Shah, D., & Shah, M. (2020). Fatigue detection using artificial intelligence framework. *Augmented Human Research*, 5(1), 5.
- Parker, M. (2012). Ethical considerations related to mobile technology use in medical research. *Journal of Mobile Technology in Medicine*, 1(3), 50-52.
- Patalas-Maliszewska, J., Pajak, I., Krutz, P., Pajak, G., Rehm, M., Schlegel, H., & Dix, M. (2023). Inertial sensor-based sport activity advisory system using machine learning algorithms. *Sensors*, 23(3), 1137.
- Peart, D. J., Balsalobre-Fernández, C., & Shaw, M. P. (2019). Use of mobile applications to collect data in sport, health, and exercise science: A narrative review. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 33(4), 1167-1177.
- Phillips, S. (2024). *Fatigue in sport and exercise*. Routledge.
- Pimenta, R., Antunes, H., Ribeiro, J., & Yuzo Nakamura, F. (2025). Should GPS data be normalized for performance and fatigue monitoring in soccer? A theoretical–practical discussion on sprinting. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 1-7.
- Qin, W., Li, R., & Chen, L. (2025). Acute to chronic workload ratio (ACWR) for predicting sports injury risk: a systematic review and meta-analysis. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 17(1), 285.

- Rana, M., & Mittal, V. (2020). Wearable sensors for real-time kinematics analysis in sports: A review. *IEEE Sensors Journal*, 21(2), 1187-1207.
- Reis, F. J., Alaiti, R. K., Vallio, C. S., & Hespanhol, L. (2024). Artificial intelligence and Machine Learning approaches in sports: Concepts, applications, challenges, and future perspectives. *Brazilian journal of physical therapy*, 28(3), 101083.
- Rey, E., Barcala-Furelos, R., & Padron-Cabo, A. (2017). Liza Plus for neuromuscular assessment and training: mobile app user guide. *British Journal of Sports Medicine*, 51(13), 1044-1045.
- Robertson, J., & Bearman, M. (2022). The utility of new technologies in the future of sport education. In *Education in Sport and Physical Activity* (pp. 75-83). Routledge.
- Rothstein, M. A., Wilbanks, J. T., Beskow, L. M., Brelsford, K. M., Brothers, K. B., Doerr, M., Evans, B. J., Hammack-Aviran, C. M., McGowan, M. L., & Tovino, S. A. (2020). Unregulated health research using mobile devices: Ethical considerations and policy recommendations. *Journal of Law, Medicine & Ethics*, 48(S1), 196-226.
- Schelling, X., & Robertson, S. (2020). A development framework for decision support systems in high-performance sport. *International Journal of Computer Science in Sport*, 19(1), 1-23.
- Sergeeva, X. V., Lvova, I. D., & Sharlo, K. A. (2024). Disuse-induced muscle fatigue: Facts and assumptions. *International Journal of Molecular Sciences*, 25(9), 4984.
- Silva, H., Nakamura, F. Y., Castellano, J., & Marcelino, R. (2023). Training load within a soccer microcycle week—A systematic review. *Strength & Conditioning Journal*, 45(5), 568-577.
- Siripurapu, A., & Sataloff, R. T. (2024). Detecting Voice Fatigue With Artificial Intelligence. *Journal of Voice*.
- Taeger, J., Bischoff, S., Hagen, R., & Rak, K. (2020). Development of a smartphone app for neuromuscular facial training. *HNO*, 68(Suppl 2), 79-85.
- Taylor, L. (2016). No place to hide? The ethics and analytics of tracking mobility using mobile phone data. *Environment and Planning D: Society and Space*, 34(2), 319-336.
- Teixeira, J. E., Forte, P., Ferraz, R., Leal, M., Ribeiro, J., Silva, A. J., Barbosa, T. M., & Monteiro, A. M. (2021). Monitoring accumulated training and

- match load in football: A systematic review. *International journal of environmental research and public health*, 18(8), 3906.
- Temko, A. (2017). Accurate heart rate monitoring during physical exercises using PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(9), 2016-2024.
- Tornero-Aguilera, J. F., Jimenez-Morcillo, J., Rubio-Zarapuz, A., & Clemente-Suárez, V. J. (2022). Central and peripheral fatigue in physical exercise explained: A narrative review. *International journal of environmental research and public health*, 19(7), 3909.
- Torous, J., & Roberts, L. W. (2017). Needed innovation in digital health and smartphone applications for mental health: transparency and trust. *JAMA psychiatry*, 74(5), 437-438.
- Troiano, R. P., McClain, J. J., Brychta, R. J., & Chen, K. Y. (2014). Evolution of accelerometer methods for physical activity research. *British Journal of Sports Medicine*, 48(13), 1019-1023.
- Ulupınar, S. (2022). Atletik performans Ölçümlerinde test–Tekrar test güvenilirliği analizleri. *İstanbul Gelişim Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(2), 738-747.
- Ulupınar, S., Gençoğlu, C., Saydam, S., Özbayraktar, Y. S., & Özbay, S. (2024). My Jump” Uygulaması için Kapsamlı bir Güvenirlik Analizi: Tekrarlı Ölçümler ve Çoklu Değerlendirici Yaklaşımı. *Fenerbahçe Üniversitesi Spor Bilimleri Dergisi*, 4(2), 30-42.
- Ulupınar, S., Hazır, T., & Kin İşler, A. (2023). The contribution of energy systems in repeated-sprint protocols: The effect of distance, rest, and repetition. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 94(1), 173-179.
- Ulupınar, S., Tortu, E., Bedir, D., Kıyıcı, F., Turan, M., Gençoğlu, C., Canyurt, F., Ateş, F., Daşkesen, S. S., & Özbay, S. (2025). Ramadan’s hidden challenge: sleep deprivation outweighs hunger in athletes Brief running title: sleep loss outweighs fasting in athletes during ramadan. *Sleep and Biological Rhythms*, 1-8.
- Van Eetvelde, H., Mendonça, L. D., Ley, C., Seil, R., & Tischer, T. (2021). Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review. *Journal of experimental orthopaedics*, 8(1), 27.
- Veneman, T., Koopman, F. S., Oorschot, S., Koomen, P. G., Nollet, F., & Voorn, E. L. (2024). A mobile health app to support home-based aerobic exercise in neuromuscular diseases: usability study. *JMIR Human Factors*, 11, e49808.
- Volkov, A., Proshutinskiy, K., Adam, A. B., Ateya, A. A., Muthanna, A., & Koucheryavy, A. (2019). SDN load prediction algorithm based on

- artificial intelligence. International Conference on distributed computer and communication networks,
- Wahyudi, N. T., & Yunus, M. (2025). Enhancing Athlete Performance with Mobile Health Applications: Benefits and Challenges. *Health Frontiers: Multidisciplinary Journal for Health Professionals*, 3(1), 1-9.
- West, S. W., Clubb, J., Torres-Ronda, L., Howells, D., Leng, E., Vescovi, J. D., Carmody, S., Posthumus, M., Dalen-Loretsen, T., & Windt, J. (2021). More than a metric: how training load is used in elite sport for athlete management. *International journal of sports medicine*, 42(04), 300-306.
- Windt, J., MacDonald, K., Taylor, D., Zumbo, B. D., Sporer, B. C., & Martin, D. T. (2020). “To tech or not to tech?” A critical decision-making framework for implementing technology in sport. *Journal of athletic training*, 55(9), 902-910.
- Włodarczyk, M., Adamus, P., Zieliński, J., & Kantanista, A. (2021). Effects of velocity-based training on strength and power in elite athletes—a systematic review. *International journal of environmental research and public health*, 18(10), 5257.
- Yang, Y., Feng, Z., Luo, Y.-h., Chen, J.-m., Zhang, Y., Liao, Y.-j., Jiang, H., Long, Y., & Wei, B. (2024). Exercise-Induced Central Fatigue: Biomarkers and Non-Medicinal Interventions. *Aging and Disease*, 16(3), 1302.
- Zhao, J., & Li, G. (2020). Study on real-time wearable sport health device based on body sensor networks. *Computer Communications*, 154, 40-47.
- Zhou, D., Keogh, J. W., Ma, Y., Tong, R. K., Khan, A. R., & Jennings, N. R. (2025). Artificial intelligence in sport: A narrative review of applications, challenges and future trends. *Journal of sports sciences*, 1-16.

BÖLÜM 6:

Mobil Biyometri ile Sağlık ve Zindelik

Doç. Dr. Selim ASAN¹, Edanur YAĞAN¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Mobil biyometri, akıllı telefonlar ve giyilebilir sensörler aracılığıyla fizyolojik, davranışsal ve çevresel verilerin doğal yaşam akışı içinde sürekli olarak izlenmesini sağlayan önemli bir teknolojik yaklaşım hâline gelmiştir. Son yıllarda yapılan araştırmalar, mobil EKG, gait analizi, uyku izleme ve metabolik sensörler gibi çok yönlü uygulamaların sağlık değerlendirmesinde ve spor bilimleri alanındaki performans analizlerinde güvenilir sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Ayrıca uzunlamasına sensör verilerinin ruh sağlığı, bilişsel durum ve kronik hastalık riskleriyle ilişkili önemli dijital biyobelirteçler sunabildiği ortaya konmuştur. Bu bilgiler doğrultusunda çalışmanın amacı, mobil biyometrinin temel kavramlarını, sensör teknolojilerini, veri türlerini, veri işleme süreçlerini ve spor bilimlerine katkılarını güncel literatür ışığında kapsamlı bir çerçevede incelemek ve etik-güvenlik boyutlarını tartışarak alanın geleceğine yönelik değerlendirmeler sunmaktır. Çalışmada mobil biyometrinin fizyolojik (EKG, HRV, kan basıncı), davranışsal (aktivite, telefon kullanımı), motor (yürüme, el fonksiyonu) ve uyku temelli ölçümlerle geniş bir veri ekosistemi sunduğu gösterilmiştir. Bu verilerin sporcularda performans takibi ve toparlanma değerlendirmesinde, klinik popülasyonlarda ise erken belirti tespiti ve uzun dönemli sağlık izleminde önemli katkılar sağladığı görülmektedir. Sonuç olarak mobil biyometri, sağlık ve spor bilimlerinde gerçek yaşam temelli bütüncül değerlendirmeler sunan güçlü ve geleceği olan bir teknolojik araç olarak öne çıkmaktadır.

1. Giriş

Son yıllarda yapılan çalışmalar mobil biyometrinin sağlık durumunu anlamada ve uzun dönemli değişimleri takip etmede giderek daha fazla önem kazandığını göstermektedir. Yapılan bir çalışmada tek kanallı elektrokardiyogram ölçümlerin mobil cihazlarda kimlik doğrulama ve yaşa bağlı değişimleri tanıma konusunda etkili biçimde kullanılabildiği rapor edilmiştir (Mangold ve ark., 2024). Benzer şekilde giyilebilir sensörlerden elde edilen hareket özelliklerinin Parkinson hastalığının erken evrelerini ayırt etmede yüksek doğruluk sağladığı görülmektedir (Johnson ve ark., 2024). Bilişsel işlevlerin izlenmesi açısından ise akıllı telefon ve saatlerle yapılan uzun süreli takiplerin hafif bilişsel bozukluğun uzaktan değerlendirilmesinde anlamlı bilgiler sunduğu belirtilmektedir (Butler ve ark., 2025). Mobil biyometri yalnızca nörolojik koşullarla sınırlı olmayıp ruh sağlığını anlamaya yönelik çalışmalarda da önemli bir araç hâline gelmiştir. Davranışsal ve fizyolojik sensör verilerinin uzunlamasına toplanması, depresyon ve diğer ruh sağlığı durumlarının günlük hayatta daha iyi anlaşılmasına katkı sağlamaktadır (Rashid ve ark., 2024). Kalp atım dinamiklerinin depresyon şiddetiyle ilişkili olduğu yönündeki bulgular da mobil ölçümlerin ruh sağlığı açısından değerini desteklemektedir (Siddi ve ark., 2023). Fiziksel aktivite örüntülerinin iş yaşamındaki stres ve duygu durum değişimleriyle bağlantılı olabileceği, kısa süreli takip verileriyle gözlemlenmiştir (Watanabe & Tsutsumi, 2022).

Hareket analizi alanında mobil teknolojilerin önemli bir yer edindiği görülmektedir. Akıllı telefonlarla yapılan yürüme değerlendirmelerinin hem sağlıklı bireylerde hem de yürüme bozukluğu olan kişilerde ölçümleri güvenilir biçimde yansıtabildiği çeşitli çalışmalarda gösterilmiştir (Ippisch ve ark., 2022; Tao ve ark., 2024; Marom ve ark., 2024). Nörolojik hastalıklarda gait hızındaki ve adım parametrelerindeki farklılıkların mobil kameralar ve sensörlerle yakalanabildiği de literatürde vurgulanmaktadır (Min ve ark., 2024). Ayrıca multipl skleroz gibi kronik durumlarda akıllı telefon tabanlı yürüme ölçümlerinin yorgunluk düzeyleriyle anlamlı ilişkiler gösterdiği rapor edilmiştir (Schönherr ve

ark., 2025). Uyku biyometrisi de mobil teknolojilerin hızla geliştiği bir alandır. Ticari giyilebilir cihazların uyku süresi ve zamanlamasını büyük ölçüde doğru biçimde yansıtabildiği (Miller ve ark., 2022) ve EEG tabanlı giyilebilenlerin ise klinik uyku değerlendirmesine daha yakın sonuçlar sunduğu ifade edilmektedir (de Gans ve ark., 2024). Farklı tüketici uyku takip sistemlerinin güçlü ve sınırlı yönlerini karşılaştıran çalışmalar, cihazların hangi amaçlara daha uygun olduğunu ortaya koymaktadır (Lee ve ark., 2023). Uzun süreli uyku düzeni verilerinin, kronik hastalık riskleriyle ilişkilendirilebildiği daha geniş ölçekli araştırmalarda gösterilmiştir (Zheng ve ark., 2024).

Metabolik sağlık, el fonksiyonu ve günlük davranış değişikliği gibi alanlarda da mobil teknolojilerin kullanıldığı görülmektedir. Akıllı telefon sensörlerinin el fonksiyonundaki ince değişimleri yakalayabildiği belirtilmektedir (Fu ve ark., 2024). Beslenme, fiziksel aktivite ve vücut ağırlığıyla ilişkili davranışları desteklemeye yönelik mobil uygulamaların yetişkinlerde çeşitli sağlık göstergelerinde iyileşmeler sağladığı tespit edilmiştir (Li ve ark., 2025; Spring ve ark., 2024). Yaşlı bireylerde diyabet yönetimini ele alan çalışmalar da mobil müdahalelerin belirli metabolik göstergelerde olumlu sonuçlara katkı sağlayabildiğini göstermektedir (Lee ve ark., 2023). Kan basıncı ölçümlerinin akıllı telefon kameraları veya titreşim sensörleriyle yapılabildiği, bazı yazılımların doğruluk açısından referans yöntemlere yakın sonuçlar sunduğu da literatürde yer almaktadır (Yoon ve ark., 2023; Degott ve ark., 2021). Mobil biyometrinin kullanımı giderek yaygınlaşırken, elde edilen verilerin sağlık kayıtlarına doğru ve güvenli biçimde aktarılması da önem kazanmaktadır. Bu konuda yapılan değerlendirmelerde hasta tarafından üretilen verilerin klinik karar süreçlerine entegre edilmesinde doğruluk, güvenlik ve kullanıcı eğitimi gibi boyutların dikkate alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Nichols ve ark., 2024). Dijital sağlık teknolojilerinin geliştirilmesine yönelik rehber niteliğindeki çalışmalar ise kullanıcı merkezli tasarımın ve etik süreçlerin önemine dikkat çekmektedir (Loo ve ark., 2025). Bu bölümün amacı, mobil biyometrinin sağlık

ve zindelik alanındaki kullanımını ele almak, literatürdeki güncel eğilimleri değerlendirmek ve bu teknolojilerin sunduğu imkânları anlaşılır bir çerçevede sunmaktır.

2. Mobil Biyometrinin Tanımı ve Kapsamı

Mobil biyometri kullanımı laboratuvar tabanlı ölçümlere kıyasla bireylerin doğal hareketleri ve rutin yaşam koşullarındaki değişimlerin izlenmesine olanak tanır. Örneğin, tek derivasyonlu bir mobil EKG kaydının bile bireylere özgü elektriksel örüntüleri ayırt edebildiği ve yaşla ilişkili değişimleri yansıtabildiği gösterilmiştir (Mangold ve ark., 2024). Benzer biçimde, giyilebilir sensörlerle toplanan hareket verilerinin erken evre Parkinson hastalığını yüksek doğrulukla sınıflandırabildiği bildirilmiştir (Johnson ve ark., 2024). Akıllı telefon ve akıllı saat verilerinin uzun süreli takibiyle bilişsel işlevlerdeki değişimlerin de izlenebildiği belirtilmektedir (Butler ve ark., 2025). Bu bulgular, mobil biyometrinin hem fizyolojik hem de davranışsal süreçlere ilişkin geniş bir kapsama sahip olduğunu göstermektedir. Mobil biyometri ruh sağlığı, hareket analizi ve uyku izleme gibi birçok alanda da kullanılmaktadır. Günlük davranış örüntülerinin uzunlamasına takibi, depresyon ve benzeri zihinsel sağlık durumlarının seyrini anlamada yararlı olabilmektedir (Rashid ve ark., 2024). Kalp atım dinamiklerinin depresyon şiddetiyle ilişkili bulunması (Siddi ve ark., 2023) ve fiziksel aktivite temelli göstergelerin çalışanlarda duygu durumuyla bağlantılı olması (Watanabe & Tsutsumi, 2022), mobil biyometrinin psikososyal boyutunu güçlendirmektedir. Hareket alanında ise akıllı telefon tabanlı yürüyüş analizlerinin hem sağlıklı bireylerde hem de nörolojik bozukluklarda güvenilir sonuçlar ürettiği gösterilmiştir (Ippisch ve ark., 2022; Min ve ark., 2024; Marom ve ark., 2024). Uykuya yönelik biyometrik ölçümlerde giyilebilir cihazların uyku süresini büyük ölçüde doğru yansıtabildiği (Miller ve ark., 2022) ve EEG tabanlı çözümlerin klinik ölçümlere yakın doğruluk sağladığı rapor edilmiştir (de Gans ve ark., 2024). Ayrıca uzun süreli uyku örüntülerinin obezite, hipertansiyon ve depresyon gibi sağlık göstergeleriyle ilişkili olduğu bildirilmektedir (Zheng ve ark., 2024). Bu

çeşitlilik, mobil biyometrinin farklı fizyolojik ve davranışsal süreçleri kapsayan geniş bir değerlendirme aracı olduğunu göstermektedir.

Mobil biyometrinin kapsamı metabolik sağlık, veri yönetimi ve spor bilimleri alanlarına kadar uzanmaktadır. Akıllı telefon tabanlı optik ve elektrokimyasal sensörlerin metabolit ölçümünde taşınabilir çözümler sunması (Zhang ve ark., 2022) ve aptasensörlerin düşük maliyetli biyolojik analizlerde kullanılabilmesi (Zahra ve ark., 2022), mobil biyometrinin biyokimyasal ölçümlere de uygulanabildiğini göstermektedir. Mobil verilerin sağlık kayıtlarına entegrasyonunda ise doğruluk, güvenlik ve kullanıcı eğitimi gibi hususların dikkate alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Nichols ve ark., 2024). Spor bilimleri açısından bakıldığında kalp atım değişkenliğinin antrenman yükünün planlanmasında kullanılabildiği (Düking ve ark., 2021) ve akıllı telefon sensörlerinin el fonksiyonu ile günlük hareket kalitesinin değerlendirilmesinde güvenilir olduğu belirtilmektedir (Fu ve ark., 2024). Genel olarak mobil biyometri; EKG, yürüyüş, uyku, metabolik göstergeler ve davranışsal örüntüleri içeren geniş kapsamlı bir yaklaşım olarak sağlık, zindelik ve spor bilimleri alanlarında bütüncül değerlendirmelere katkı sunmaktadır.

3. Mobil Sensör Teknolojilerinin Temelleri

Mobil sensör teknolojileri, bireylerin fizyolojik ve davranışsal verilerini doğal yaşam ortamlarında izlemeyi mümkün kılan temel araçlardır. Bu sensörlerin hafif, taşınabilir ve uzun süreli veri toplayabilen yapıları, sağlık ve spor bilimlerinde yaygın kullanıma olanak tanımaktadır. Tek derivasyonlu EKG sensörlerinin kişiye özgü kardiyak sinyalleri güvenilir biçimde kaydedebilmesi (Mangold ve ark., 2024) ve giyilebilir hareket sensörlerinin motor belirtileri erken evre Parkinson gibi durumlarda ayırt edebilmesi (Johnson ve ark., 2024), mobil sensörlerin klinik ve performans değerlendirmelerinde önemli bir temel sunduğunu göstermektedir. Akıllı telefonlar ve giyilebilir cihazlar aracılığıyla yürüyüş hızı, adım uzunluğu ve kadans gibi parametrelerin doğal ortamda ölçülebilmesi (Ippisch ve ark., 2022; Marom ve ark., 2024) ve nörolojik

hastalıklarda anlamlı farklılıkların tespit edilebilmesi (Min ve ark., 2024), hareket analizi alanındaki kullanımını daha da güçlendirmektedir.

Uyku takibinde kullanılan mobil sensörler de bu teknolojilerin önemli bir boyutunu oluşturmaktadır. Giyilebilir cihazların uyku süresi ve zamanlamasını yeterli doğrulukla ölçebildiği (Miller ve ark., 2022) ve farklı sistemlerin uyku evresi tanımlamada değişen başarı düzeylerine sahip olduğu belirtilmektedir (Lee ve ark., 2023). EEG tabanlı taşınabilir çözümlerin klinik değerlere yakın doğruluk sunabilmesi (de Gans ve ark., 2024) ve uzun süreli uyku verilerinin metabolik ve psikolojik sağlıkla ilişkili bulunması (Zheng ve ark., 2024), mobil sensörlerin halk sağlığı açısından önemini artırmaktadır. Bunun yanında akıllı telefon kameralarıyla elde edilen PPG sinyallerinin kan basıncı tahmininde kullanılabilmesi (Frey ve ark., 2022; Degott ve ark., 2021) ve PPG–ivmeölçer kombinasyonlarının belirli kullanıcı gruplarında kabul edilebilir sonuçlar vermesi (Yoon ve ark., 2023), mobil sensörlerin kardiyovasküler değerlendirmelerde de kullanılabildiğini göstermektedir. Metabolik sağlık alanında kullanılan optik ve elektrokimyasal sensörlerin taşınabilir metabolit ölçümleri sağlayabilmesi (Zhang ve ark., 2022) ve aptasensör tabanlı sistemlerin hızlı ve düşük maliyetli analiz yapabilmesi (Zahra ve ark., 2022), biyokimyasal ölçümlerin mobil ortama taşınmasına katkı sunmaktadır.

Mobil sensör teknolojilerinin temelinde yalnızca veri toplama değil, verilerin güvenli biçimde işlenmesi ve sağlık hizmetlerine aktarılması da yer almaktadır. Çok kaynaklı uzunlamasına sensör verilerinin depresyon, nörodejeneratif hastalıklar ve metabolik risklerin takibinde kullanılabildiği belirtilmektedir (Rashid ve ark., 2024). Mobil verilerin elektronik sağlık kayıtlarına entegrasyonunda doğruluk, güvenlik ve kullanıcı eğitimi gibi unsurların kritik olduğu ifade edilmektedir (Nichols ve ark., 2024). Dijital sağlık teknolojilerinde kullanıcı odaklı tasarımın sürdürülebilirlik açısından temel bir gereklilik olduğu da vurgulanmaktadır (Loo ve ark., 2025). Genel olarak mobil sensörler; hareket, kalp atımı, uyku ve metabolik göstergeler gibi çok çeşitli verilerin doğal yaşam

koşullarında izlenmesine olanak tanıyarak spor bilimleri ve sağlık değerlendirmelerinde bütüncül bir çerçeve sunmaktadır.

4. Mobil Biyometrik Veri Türleri ve Kullanım Alanları

Mobil biyometri kapsamında toplanan veriler; fizyolojik, hareketle ilişkili, uyku, davranışsal ve metabolik göstergelerden oluşur. Akıllı saatler, yüzükler, telefon sensörleri ve benzeri giyilebilir cihazlar bu verileri günlük yaşamda uzun süreli ve çoğunlukla pasif biçimde kaydedebilmektedir (Pyper ve ark., 2023; Rashid ve ark., 2024). Fizyolojik göstergeler arasında kardiyovasküler biyometriler öne çıkar. Mobil EKG kayıtlarının bireye özgü kalp elektrik aktivitesini ve yaşa bağlı farklılıkları yansıtabildiği belirtilmiştir (Mangold ve ark., 2024). Kalp atım hızı değişkenliği hem zindelik hem de psikolojik iyi oluş açısından önemli bir gösterge olup, HRV temelli antrenman planlarının dayanıklılık antrenmanına verilen yanıtı iyileştirebildiği bildirilmektedir (Düking ve ark., 2021). Kan basıncı ölçümlerinde akıllı telefon tabanlı PPG yöntemlerinin potansiyeli vurgulanmakla birlikte doğruluk farklılıkları bulunduğu ifade edilmektedir (Frey ve ark., 2022). Parmak PPG ve ivmeölçer verilerini birleştiren uygulamaların kısa süreli takipte kabul edilebilir hata düzeyleri sunduğu (Yoon ve ark., 2023) ve bazı sistemlerin uluslararası doğrulama protokollerini karşıladığı rapor edilmiştir (Degott ve ark., 2021). Bu tür fizyolojik biyometrilerin kardiyovasküler risklerin erken değerlendirilmesine katkı sağlayabileceği belirtilmektedir (Pires ve ark., 2021).

Hareket ve yürüme biyometrileri, nörolojik ve kas-iskelet sistemiyle ilişkili süreçlerin izlenmesinde önemli bir yer tutar. Giyilebilir sensörlerle elde edilen verilerin erken evre Parkinson hastalığını sınıflandırmada yüksek doğruluk sağladığı (Johnson ve ark., 2024) ve yürüme donma epizodlarının sensör verileriyle başarılı biçimde ayırt edilebildiği gösterilmiştir (Qi ve ark., 2025). Akıllı telefon tabanlı yürüyüş analizlerinin adım sayısı, kadans ve uzaysal-zamansal parametreleri güvenilir düzeyde ölçebildiği bildirilmiştir (Ippisch ve ark., 2022; Tao ve ark., 2024; Marom ve ark., 2024). İki telefonla yapılan

analizlerin nörolojik hastalıklarda yürüyüş hızı, adım uzunluğu ve asimetri gibi parametrelerde anlamlı farklar ortaya koyduğu belirtilmiştir (Min ve ark., 2024). Ayrıca akıllı telefonla yürüyüş sırasında toplanan verilerin yorgunluk düzeyiyle ilişkili bulunması, mobil hareket biyometrilerinin semptom takibinde de kullanılabileceğini göstermektedir (Schönherr ve ark., 2025). El fonksiyonu ve ince motor becerilere ilişkin biyometrilerin mobil sensörlerle değerlendirilebilmesi ise uygulama alanını genişletmektedir (Fu ve ark., 2024). Ruh sağlığı ve davranışsal süreçlere ilişkin biyometriler, mobil biyometrinin giderek önem kazanan bir başka boyutudur. Uzun dönemli sensör verilerinde fiziksel aktivite düzeyi, uyku örüntüleri, telefon kullanımı ve kalp atım dinamikleri gibi göstergelerin depresyon ve kaygı düzeyiyle ilişkili olabildiği gösterilmiştir (Rashid ve ark., 2024; Watanabe & Tsutsumi, 2022). Gece artan istirahat kalp hızı ve gündüz azalan HRV'nin depresyon şiddetiyle bağlantılı olabileceği belirtilmektedir (Siddi ve ark., 2023). Ses, göz hareketleri, EEG ve telefon kullanım davranışları gibi dijital göstergelerin nörodavranışsal değişimleri yansıtabildiği bildirilmiştir (Sverdlov ve ark., 2021). Mobil uygulamalar üzerinden uygulanan farkındalık temelli müdahalelerin perinatal depresyon ve kaygıyı azaltabildiği de rapor edilmiştir (Sun ve ark., 2021). Uykuya ilişkin biyometrilerde giyilebilir cihazların uyku süresi gibi temel göstergeleri yeterli doğrulukla ölçebildiği (Miller ve ark., 2022) ve farklı sistemlerin uykunun belirli evrelerinde değişen başarı düzeyleri sunduğu belirtilmiştir (Lee ve ark., 2023). EEG tabanlı taşınabilir çözümlerin klinik polisomnografiye yakın doğruluk sağladığı (de Gans ve ark., 2024) ve akıllı yüzük ile saat gibi cihazların toplam uyku süresinde yüksek korelasyonlar sunduğu bildirilmiştir (Asgari Mehrabadi ve ark., 2020). Uzun süreli uyku verilerinin kronik hastalık riskleriyle ilişkili olabileceği de ortaya konmuştur (Zheng ve ark., 2024).

Metabolik ve davranışsal sağlıkla ilişkili biyometrilerde mobil uygulamalar ve sensörlerin kullanıldığı çalışmalar, davranış değişikliği ve sağlık yönetimi

süreçlerine katkı sağlamaktadır. Ağırlık, bel çevresi ve glisemik göstergelerde iyileşme sağlayabilen mobil sağlık müdahalelerinin (Li ve ark., 2025; Spring ve ark., 2024) etkisinin kullanılan yöntemlere göre değişebildiği belirtilmektedir (Metzendorf ve ark., 2024). Yaşlı tip 2 diyabetlilerde mobil sağlık uygulamalarının glisemik kontrol üzerinde olumlu etkileri olduğu bildirilmektedir (Lee ve ark., 2023). Metabolit ölçümlerinde akıllı telefon tabanlı optik ve elektrokimyasal sensörlerin pratik çözümler sunduğu (Zhang ve ark., 2022) ve aptasensör temelli sistemlerin düşük maliyetli değerlendirme sağlayabildiği ifade edilmektedir (Zahra ve ark., 2022). Tüm bu veri türleri birlikte değerlendirildiğinde mobil biyometri; erken belirti takibi, davranış değişikliği desteği ve fiziksel performansın uzun dönemli izlenmesi gibi pek çok alanda geniş kullanım imkânı sunmaktadır.

5. Mobil Biyometrik Verilerin İşlenmesi ve Yorumlanması

Mobil biyometri kapsamında toplanan verilerin anlamlı hâle gelmesi, ölçümlerin doğru biçimde analiz edilmesi ve yorumlanmasına bağlıdır. Akıllı telefonlar, giyilebilir sensörler ve pasif izleme sistemleri tarafından sürekli şekilde kaydedilen fizyolojik, davranışsal ve çevresel veriler, çoğunlukla uzunlamasına ve çok kaynaklı bir veri yapısı oluşturur. Bu nedenle verilerin bir araya getirilmesi, düzenlenmesi ve sağlık veya zindelik göstergeleriyle ilişkilendirilmesi önemli bir süreçtir. Çoklu sensör verilerini büyük ölçekli projelerde bir araya getiren altyapıların, depresyon, nörodejeneratif hastalıklar ve metabolik durumların uzun dönemli takibinde kullanılabildiği gösterilmiştir (Rashid ve ark., 2024). Benzer şekilde, uyku düzeni gibi uzun süreli davranışsal göstergelerin metabolik ve psikolojik sağlıkla bağlantılar göstermesi, mobil biyometrik verilerin doğru bir çerçevede işlendiğinde risk belirleme açısından değer taşıdığını ortaya koymaktadır (Zheng ve ark., 2024).

Veri işleme süreci yalnızca ölçümlerin teknik doğruluğuyla sınırlı değildir; aynı zamanda sağlık hizmetlerinde kullanılabilir hâle getirilmesini de içerir. Mobil verilerin elektronik sağlık kayıtlarına entegrasyonunda doğruluk, güvenlik ve

kullanıcı eğitimi gibi unsurların kritik olduğu belirtilmiştir (Nichols ve ark., 2024). Farklı cihazlardan elde edilen uyku, hareket, kalp atımı veya metabolik verilerin karşılaştırılabilir olması için ölçüm standartlarının geliştirilmesine duyulan ihtiyaç da vurgulanmaktadır (Pyper ve ark., 2023). Bunun yanında, sensör tabanlı uygulamalarda kullanıcı odaklı tasarımın veri yorumlamayı kolaylaştırdığı ve sistemlerin sürdürülebilirliğini artırdığı ifade edilmektedir (Loo ve ark., 2025). Veri işleme süreçlerinin doğru yönetilmesi hem klinik hem de spor bilimleri açısından mobil biyometrinin güvenilir bir değerlendirme aracı olmasını desteklemektedir.

Mobil biyometrik verilerin yorumlanmasında bir diğer önemli boyut, farklı biyolojik ve davranışsal göstergelerin birlikte ele alınmasıdır. Örneğin kalp atım dinamikleri, uyku süresi, fiziksel aktivite düzeyi ve yürüyüş özellikleri gibi çok çeşitli ölçümlerin bir arada değerlendirilmesi, bireyin günlük yaşam örüntüsünün daha bütüncül biçimde anlaşılmasını sağlar. Bu yaklaşım, hem ruh sağlığına ilişkin işaretlerin izlenmesinde (Watanabe & Tsutsumi, 2022; Siddi ve ark., 2023) hem de hareketle ilişkili klinik belirti takibinde kullanılmaktadır (Johnson ve ark., 2024; Ippisch ve ark., 2022). Sonuç olarak mobil biyometrik verilerin işlenmesi ve yorumlanması, teknik doğruluk, klinik uygunluk ve kullanıcı ihtiyaçlarını bir araya getiren bütüncül bir süreci gerektirmekte; bu da spor bilimleri ve sağlık alanlarında daha güvenilir değerlendirmeler yapılmasına imkân sunmaktadır.

6. Mobil Biyometrinin Spor Bilimlerine Katkıları

Mobil biyometri, spor bilimleri alanında hem performans değerlendirmesi hem de sporcu sağlığının desteklenmesi açısından önemli bir araç hâline gelmiştir. Taşınabilir sensörlerin doğal yaşam koşullarında veri toplayabilmesi, sporcuların antrenman içi ve dışındaki fizyolojik tepkilerinin daha bütüncül bir şekilde izlenmesine olanak tanır. Kalp atım hızı, HRV ve günlük aktivite örüntüleri gibi göstergelerin mobil cihazlarla sürekli olarak takip edilebilmesi, sporcuların yüklenme-toparlanma dengesi hakkında değerli bilgiler sunmaktadır. Özellikle HRV temelli antrenman planlarının dayanıklılık antrenmanlarında bireysel

uyaranlara daha uygun bir yönlendirme sağlayabildiği bildirilmektedir (Düking ve ark., 2021). Bu tür veriler, antrenman dozunun kişiye özgü biçimde düzenlenmesini destekleyerek performansın yanı sıra aşırı yüklenme risklerinin de daha erken fark edilmesine katkı sağlayabilir.

Hareket ve yürüme biyometrileri, spor bilimlerinde hem motor kontrolün değerlendirilmesi hem de yaralanma riskinin izlenmesi açısından önemli bir yere sahiptir. Akıllı telefon temelli yürüyüş analizlerinde adım uzunluğu, tempo, kadans ve simetri gibi temel parametrelerin doğal ortamda güvenilir biçimde ölçülebildiği; bu ölçümlerin klinik referans sistemlerine yakın doğruluk sunduğu belirtilmiştir (Ippisch ve ark., 2022; Marom ve ark., 2024). Yürüme hızı ve adım örüntüsünün nörolojik farklılıkları ayırt edebilecek düzeyde duyarlı olması (Min ve ark., 2024), sporcularda hareket kalitesinin ve motor beceri düzeyinin daha detaylı değerlendirilmesine de olanak tanımaktadır. El fonksiyonu gibi daha ince motor becerilerin dahi akıllı telefon sensörleriyle değerlendirilebilmesi (Fu ve ark., 2024), sporcu rehabilitasyon süreçlerinde mobil biyometrinin uygulanabilirliğini artırmaktadır. Bu veriler, antrenman sonrası oluşan yorgunluk, hareket paternlerindeki değişimler veya rehabilitasyon aşamalarının takibi gibi süreçlerde spor bilimcilere pratik bir değerlendirme zemini sunmaktadır.

Spor bilimleri açısından metabolik ve davranışsal göstergelerin takibi de önemli bir kullanım alanıdır. Mobil uygulamalarla desteklenen davranış değişikliği programlarının BMI, yağ kütlesi ve glisemik kontrol gibi göstergelerde iyileşme sağlayabildiği gösterilmiştir (Li ve ark., 2025; Spring ve ark., 2024). Bu tür uygulamalar, sporcu olmayan bireylerde sağlıklı yaşam biçimlerini desteklediği gibi, sporcular için uzun dönemli vücut kompozisyonu takibi ve beslenme davranışlarının değerlendirilmesine de katkı sağlayabilir. Mobil uyku biyometrileriyle elde edilen uzun vadeli uyku verilerinin metabolik ve psikolojik göstergelerle ilişkili bulunması (Zheng ve ark., 2024), sporcularda uyku–toparlanma döngüsünün izlenmesinde mobil teknolojilerin önemini

artırmaktadır. Farklı giyilebilir cihazların uyku takibinde yeterli doğruluk sunabildiği (Miller ve ark., 2022), mobil sensörlerin antrenman yüklenmesi sonrası toparlanma sürecinin değerlendirilmesinde pratik ve erişilebilir bir araç olarak kullanılabileceğine işaret etmektedir. Genel olarak mobil biyometri, spor bilimlerinde performans takibi, toparlanma değerlendirmesi, davranış değişikliklerinin izlenmesi ve rehabilitasyon süreçlerinin desteklenmesi gibi geniş bir kullanım alanı sunmakta; taşınabilir ve sürekli veri sağlayan yapısıyla spor bilimcilerin değerlendirme kapsamını önemli ölçüde genişletmektedir.

7. Etik, Güvenlik ve Klinik Entegrasyon Boyutu

Mobil biyometri uygulamalarının yaygınlaşması, bu teknolojilerin etik kullanımını, veri güvenliğini ve sağlık hizmetlerine uygun entegrasyonunu önemli bir tartışma alanı hâline getirmiştir. Mobil cihazlar aracılığıyla sürekli veri toplanması, bireylerin fiziksel, davranışsal ve bazen ruh sağlığına ilişkin ayrıntılı bilgilerin kaydedilmesine yol açmakta; bu durum hem mahremiyet hem de veri koruma açısından dikkatli bir yaklaşımı gerektirmektedir. Özellikle çok kaynaklı sensör verilerinin uzun süreli takibi sırasında doğruluk, güvenlik ve kullanıcı bilgilendirmesi gibi süreçlerin titizlikle ele alınması gerektiği belirtilmiştir (Rashid ve ark., 2024). Bu bağlamda mobil biyometri, yalnızca teknik bir araç değil, aynı zamanda etik sorumlulukların da gözetilmesi gereken bir uygulama alanıdır.

Veri güvenliği ve doğruluğu, klinik entegrasyonun en kritik unsurları arasında yer almaktadır. Hastaların kendi cihazlarıyla ürettiği verilerin elektronik sağlık kayıtlarına aktarılmasında, teknik altyapı, standartlar, doğrulama süreçleri ve kullanıcı eğitimi gibi hususların temel bir gereklilik olduğu vurgulanmaktadır (Nichols ve ark., 2024). Mobil verilerin sağlık profesyonelleri tarafından güvenilir biçimde değerlendirilebilmesi için ölçümlerin doğruluğu kadar veri işleme süreçlerinin de tutarlı bir şekilde yönetilmesi gerekmektedir. Ölçüm araçları arasında doğruluk farklarının bulunması, özellikle kan basıncı, uyku ve hareket gibi klinik açıdan önemli göstergelerin değerlendirilmesinde dikkatli

yorumlamayı zorunlu kılmaktadır (Miller ve ark., 2022; Lee ve ark., 2023; Frey ve ark., 2022). Bu nedenle mobil biyometrinin klinik kullanıma aktarılabilmesi, hem ölçüm teknolojilerinin belirli standartları karşılamasına hem de verilerin uygun güvenlik protokolleriyle korunmasına bağlıdır.

Etik ve güvenlik boyutunun yanı sıra, mobil biyometrinin sürdürülebilir ve etkili bir şekilde kullanılabilmesi için kullanıcı odaklı tasarım da önem taşımaktadır. Dijital sağlık teknolojilerinin geliştirilmesine yönelik önerilerde, kullanıcı ihtiyaçlarının erken aşamalarda belirlenmesinin, veri yönetiminin açık şekilde yapılandırılmasının ve teknolojinin farklı gruplar tarafından erişilebilir olmasının temel prensipler arasında bulunduğu ifade edilmiştir (Loo ve ark., 2025). Bu yaklaşım, yalnızca sporcular veya hastalar için değil, genel popülasyon için de mobil biyometrinin daha güvenilir ve kabul edilebilir hâle gelmesine katkı sunmaktadır. Ayrıca mobil uygulamaların davranışsal müdahalelerle bir araya gelerek kullanıcıların sağlıkla ilişkili hedeflerini destekleyebildiği; bunun ise kişisel verilerin yönetimine ilişkin etik hassasiyetlerin önemini bir kez daha ortaya koyduğu belirtilmektedir (Li ve ark., 2025; Spring ve ark., 2024).

Klinik entegrasyonun başarılı olabilmesi için mobil biyometrinin hem teknik hem de etik standartlarla uyumlu bir zemine oturması gerekmektedir. Verilerin güvenli biçimde saklanması, paylaşımına açılması ve klinik karar süreçlerinde kullanılabilir hâle gelmesi, yalnızca teknolojik altyapıya değil, aynı zamanda kullanıcıların rızasına, bilgilendirilmesine ve veri üzerinde kontrol sahibi olmalarına bağlıdır. Mobil biyometri, sağlık takibi ve spor bilimleri açısından önemli fırsatlar sunsa da bu fırsatların etik ve güvenli şekilde yönetilmesi, alanın gelecekteki gelişimi için belirleyici olacaktır. Genel olarak değerlendirildiğinde etik, güvenlik ve entegrasyon süreçleri; mobil biyometrinin sürdürülebilir, güvenilir ve toplum açısından kabul edilebilir bir yapıya kavuşması için temel bir çerçeve oluşturmaktadır.

8. Sonuç

Mobil biyometri, fizyolojik, davranışsal ve çevresel verilerin günlük yaşam içinde doğal biçimde toplanmasını mümkün kılan geniş bir uygulama alanına dönüşmüştür. EKG'den yürüyüş analizine, uyku düzeninden metabolik göstergelere kadar uzanan bu çeşitlilik, hem sağlık hem de spor bilimleri açısından önemli bir değerlendirme imkânı sunmaktadır. Hareket, uyku, kalp atım dinamikleri ve davranışsal örüntüler gibi verilerin taşınabilir cihazlarla güvenilir biçimde elde edilebilmesi, hem klinik izlem süreçlerini desteklemekte hem de bireylerin kendi sağlık ve zindelik durumlarını daha yakından tanımlarına olanak tanımaktadır. Bu yönüyle mobil biyometri, geleneksel ölçüm yaklaşımlarını tamamlayan ve gerçek yaşam bağlamını görünür kılan bir çerçeve sağlamaktadır. Bu bölümde ele alınan çalışmalar, mobil biyometrinin spor bilimlerinde antrenman yüklenmesi, toparlanma süreçleri, hareket kalitesi ve davranışsal sağlık gibi pek çok alanda kullanılabileceğini göstermektedir. Uzun dönemli ve sürekli veri toplama kapasitesi, özellikle performans değişimlerinin doğal koşullar altında değerlendirilmesine katkı sunmaktadır. Aynı zamanda ruh sağlığı, metabolik durum ve uyku düzeni gibi alanlarda elde edilen göstergeler, bireyin bütüncül bir sağlık profilinin oluşturulmasına yardımcı olmaktadır. Bununla birlikte mobil verilerin yorumlanmasında doğruluk, etik prensipler ve klinik entegrasyon süreçlerinin dikkatle ele alınması gerekmektedir. Ölçümlerin bağlam içinde değerlendirilmesi, cihazlar arası farklılıkların gözetilmesi ve kullanıcıların bilgilendirilmiş onam sürecine aktif biçimde dâhil edilmesi, bu teknolojilerin güvenilir kullanımının temel koşulları arasında yer almaktadır.

Gelecekte mobil biyometrinin daha da yaygınlaşması beklenmektedir. Sensör doğruluğundaki gelişmeler, cihazların erişilebilirliğinin artması ve kullanıcı odaklı tasarım yaklaşımlarının güçlenmesi, bu alanın hem spor bilimleri hem de sağlık yönetimi açısından etkinliğini artıracaktır. Mobil biyometrinin sürdürülebilir biçimde kullanılabilmesi için çok disiplinli iş birliği, etik rehberlik ve güvenli veri yönetimi süreçlerinin geliştirilmesi önem taşımaktadır. Tüm bu unsurlar bir arada değerlendirildiğinde mobil biyometri, bireylerin sağlığını ve

zindeliğini dođal yaşam akışı içinde anlamaya yönelik güçlü ve geleceđi olan bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır.

Kaynaklar

- Butler, P. M., Yang, J., Brown, R., Hobbs, M., Becker, A., Penalver-Andres, J., ... Belachew, S. (2025). *Smartwatch- and smartphone-based remote assessment of brain health and detection of mild cognitive impairment*. *Nature Medicine*, 31(3), 829–839. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-03475-9>
- de Gans, C. J., Burger, P., van den Ende, E. S., Hermanides, J., Nanayakkara, P. W. B., Gemke, R. J. B. J., ... Stenvers, D. J. (2024). *Sleep assessment using EEG-based wearables: A systematic review*. *Sleep Medicine Reviews*, 76, 101951. <https://doi.org/10.1016/j.smr.2024.101951>
- Degott, J., Ghajarzadeh-Wurzner, A., Hofmann, G., Proença, M., Bonnier, G., Lemkaddem, A., ... Schoettker, P. (2021). *Smartphone based blood pressure measurement: Accuracy of the OptiBP mobile application according to the AAMI/ESH/ISO universal validation protocol*. *Blood Pressure Monitoring*, 26(6), 441–448. <https://doi.org/10.1097/MBP.0000000000000556>
- Düking, P., Zinner, C., Trabelsi, K., Reed, J. L., Holmberg, H.-C., Kunz, P., & Sperlich, B. (2021). *Monitoring and adapting endurance training on the basis of heart rate variability monitored by wearable technologies: A systematic review with meta-analysis*. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 24(11), 1180–1192. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2021.04.012>
- Frey, L., Menon, C., & Elgendi, M. (2022). *Blood pressure measurement using only a smartphone*. *npj Digital Medicine*, 5, 87. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00629-2>
- Fu, Y., Zhang, Y., Ye, B., Babineau, J., Zhao, Y., Gao, Z., & Mihailidis, A. (2024). *Smartphone-based hand function assessment: Systematic review*. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e51564. <https://doi.org/10.2196/51564>
- Ippisch, R., Jelusic, A., Bertram, J., Schniepp, R., & Wuehr, M. (2022). *mVEGAS – mobile smartphone-based spatiotemporal gait analysis in healthy and ataxic gait disorders*. *Gait & Posture*, 97, 80–85. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2022.07.256>
- Johnson, S., Kantartjis, M., Severson, J., Dorsey, R., Adams, J. L., Kangarloo, T., ... Anderson, D. (2024). *Wearable sensor-based assessments for remotely screening early-stage Parkinson's disease*. *Sensors*, 24(17), 5637. <https://doi.org/10.3390/s24175637>
- Lee, J. J. N., Abdul Aziz, A., Chan, S.-T., Sahrizan, R. S. F. B. R. A., Ooi, A. Y. Y., Teh, Y.-T., ... Lim, L.-L. (2023). *Effects of mobile health interventions on health-related outcomes in older adults with type 2 diabetes: A systematic*

- review and meta-analysis. *Journal of Diabetes*, 15(1), 47–57.
<https://doi.org/10.1111/1753-0407.13346>
- Lee, T., Cho, Y., Cha, K. S., Jung, J., Cho, J., Kim, H., ... Kim, J.-W. (2023). *Accuracy of 11 wearable, nearable, and airable consumer sleep trackers: Prospective multicenter validation study*. *JMIR mHealth and uHealth*, 11, e50983. <https://doi.org/10.2196/50983>
- Li, S., Zhou, Y., Tang, Y., Ma, H., Zhang, Y., Wang, A., ... Piao, M. (2025). *Behavior change resources used in mobile app-based interventions addressing weight, behavioral, and metabolic outcomes in adults with overweight and obesity*. *JMIR mHealth and uHealth*, 13, e63313. <https://doi.org/10.2196/63313>
- Loo, R. T. J., Nasta, F., Macchi, M., Baudot, A., Burstein, F., Bove, R., ... Glaab, E. (2025). *Recommendations for successful development and implementation of digital health technology tools*. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e56747. <https://doi.org/10.2196/56747>
- Mangold Mehrabadi, M., Azimi, I., Sarhaddi, F., Axelin, A., Niela-Vilén, H., Myllyntausta, S., ... Rahmani, A. M. (2020). *Sleep tracking of a commercially available smart ring and smartwatch against medical-grade actigraphy in everyday settings: Instrument validation study*. *JMIR mHealth and uHealth*, 8(10), e20465. <https://doi.org/10.2196/20465>
- Mangold, K. E., Carter, R. E., Siontis, K. C., Noseworthy, P. A., Lopez-Jimenez, F., Asirvatham, S. J., ... Attia, Z. I. (2024). *Unlocking the potential of artificial intelligence in electrocardiogram biometrics: Age-related changes, anomaly detection, and data authenticity in mobile health platforms*. *European Heart Journal – Digital Health*, 5(3), 314–323. <https://doi.org/10.1093/ehjdh/ztae024>
- Marom, P., et al. (2024). *The reliability and validity of the OneStep smartphone application for gait analysis among patients undergoing rehabilitation*. *Sensors*, 24(11), 3594. <https://doi.org/10.3390/s24113594>
- Metzendorf, M.-I., Wieland, L. S., & Richter, B. (2024). *Mobile health (m-health) smartphone interventions for adolescents and adults with overweight or obesity: A systematic review and meta-analysis*. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2024(2), CD013591. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD013591.pub2>
- Miller, D. J., Sargent, C., & Roach, G. D. (2022). *A validation of six wearable devices for estimating sleep, heart rate and heart rate variability in healthy adults*. *Sensors*, 22(16), 6317. <https://doi.org/10.3390/s22166317>
- Min, Y.-S., et al. (2024). *Biomechanical gait analysis using a smartphone-based motion capture system (OpenCap)*. *Bioengineering*, 11(9), 911. <https://doi.org/10.3390/bioengineering11090911>

- Nichols, J. H., Assad, R. S., Becker, J., Dabla, P. K., Gammie, A., Gouget, B., ... AbdelWareth, L. (2024). *Integrating patient-generated health data from mobile devices into electronic health records: Best practice recommendations by the IFCC Committee on Mobile Health and Bioengineering in Laboratory Medicine (C-MHBLM)*. EJIFCC, 35(4), 324–328. [PMID: 39810897](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39810897/)
- Pires, I. M., Denysyuk, H. V., Villasana, M. V., Sá, J., Lameski, P., Chorbev, I., ... Garcia, N. M. (2021). *Mobile 5P-medicine approach for cardiovascular patients*. Sensors, 21(21), 6986. <https://doi.org/10.3390/s21216986>
- Pyper, E., McKeown, S., Hartmann-Boyce, J., & Powell, J. (2023). *Digital health technology for real-world clinical outcome measurement using patient-generated data: Systematic scoping review*. Journal of Medical Internet Research, 25, e46992. <https://doi.org/10.2196/46992>
- Qi, W., Shen, S., Dong, C., Zhao, M., Zang, S., Zhu, X., ... Cao, S. (2025). *Digital biomarkers for Parkinson disease: Bibliometric analysis and a scoping review of deep learning for freezing of gait*. Journal of Medical Internet Research, 20(5), e71560. <https://doi.org/10.2196/71560>
- Rashid, Z., Folarin, A. A., Zhang, Y., Ranjan, Y., Conde, P., Sankesara, H., ... Dobson, R. J. B. (2024). *Digital phenotyping of mental and physical conditions: Remote monitoring of patients through RADAR-base platform*. JMIR Mental Health, 11, e51259. <https://doi.org/10.2196/51259>
- Schönherr, C., et al. (2025). *Smartphone-based gait analysis in the assessment of fatigue and fatigability in people with multiple sclerosis*. Journal of Neurology, 272(3), 217. <https://doi.org/10.1007/s00415-025-12906-7>
- Siddi, S., Bailon, R., Giné-Vázquez, I., Matcham, F., Lamers, F., Kontaxis, S., ... Haro, J. M. (2023). *The usability of daytime and night-time heart rate dynamics as digital biomarkers of depression severity*. Psychological Medicine, 53(8), 3249–3260. <https://doi.org/10.1017/S0033291723001034>
- Spring, B., Pfammatter, A. F., Scanlan, L., Daly, E., Reading, J., Battalio, S., ... Nahum-Shani, I. (2024). *An adaptive behavioral intervention for weight loss management: A randomized clinical trial*. JAMA, 332(1), 21–30. <https://doi.org/10.1001/jama.2024.0821>
- Sun, Y., Li, Y., Wang, J., Chen, Q., Bazzano, A. N., & Cao, F. (2021). *Effectiveness of smartphone-based mindfulness training on maternal perinatal depression: Randomized controlled trial*. Journal of Medical Internet Research, 23(1), e23410. <https://doi.org/10.2196/23410>
- Sverdlov, O., Curcic, J., Hannesdottir, K., Gou, L., De Luca, V., Ambrosetti, F., ... Jacobs, G. E. (2021). *A study of novel exploratory tools, digital technologies, and central nervous system biomarkers to characterize*

- unipolar depression. *Frontiers in Psychiatry*, 12, 640741. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.640741>
- Tao, S., et al. (2024). *Validation of gait analysis using smartphones: Reliability and validity*. *Digital Health*, 10, 20552076241257054. <https://doi.org/10.1177/20552076241257054>
- Watanabe, K., & Tsutsumi, A. (2022). *The passive monitoring of depression and anxiety among workers using digital biomarkers based on their physical activity and working conditions: 2-week longitudinal study*. *JMIR Formative Research*, 6(11), e40339. <https://doi.org/10.2196/40339>
- Yoon, Y.-H., Kim, J., Lee, K. J., Cho, D., Oh, J. K., Kim, M., ... Lee, J.-H. (2023). *Blood pressure measurement based on the camera and inertial measurement unit of a smartphone: Instrument validation study*. *JMIR mHealth and uHealth*, 11, e44147. <https://doi.org/10.2196/44147>
- Zahra, Q. U. A., Mohsan, S. A. H., Shahzad, F., Qamar, M., Qiu, B., Luo, Z., & Zaidi, S. A. (2022). *Progress in smartphone-enabled aptasensors*. *Biosensors and Bioelectronics*, 215, 114509. <https://doi.org/10.1016/j.bios.2022.114509>
- Zhang, M., Cui, X., & Li, N. (2022). *Smartphone-based mobile biosensors for the point-of-care testing of human metabolites*. *Materials Today Bio*, 14, 100254. <https://doi.org/10.1016/j.mtbio.2022.100254>
- Zheng, N. S., Annis, J., Master, H., Han, L., Gleichauf, K., Ching, J. H., ... Brittain, E. L. (2024). *Sleep patterns and risk of chronic disease as measured by long-term monitoring with commercial wearable devices in the All of Us Research Program*. *Nature Medicine*. <https://doi.org/10.1038/s41591-024-03155-8>

BÖLÜM 7:

Mobil Uygulamalar ile Uyku ve İyileşme Optimizasyonu

Selim ASAN¹, Ferhat CANYURT¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi, Beden Eğitim ve Spor Öğretmenliği Bölümü

ÖZET

Uyku, sirkadiyen ritimlere bağlı olarak düzenlenen, NREM ve REM evrelerinden oluşan ve fiziksel ile psikolojik sağlık üzerinde belirleyici rol oynayan temel bir biyolojik süreçtir. Yetersiz veya kalitesiz uyku; bağışıklık sistemi işlevlerinde bozulma, bilişsel performans düşüşü ve uzun vadede anksiyete, depresyon ve kardiyovasküler hastalıklar gibi sağlık sorunlarıyla ilişkilidir. Dünya genelinde uyku bozukluklarının yüksek yaygınlığı, etkili ve erişilebilir müdahalelere duyulan gereksinimi artırmıştır. Bu bağlamda, dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia (dCBT-I), meditasyon ve gevşeme temelli mobil uygulamalar ile giyilebilir uyku izleme teknolojileri ön plana çıkmaktadır.

dCBT-I uygulamaları, uyku hijyeni, uyaran kontrolü ve bilişsel yeniden yapılandırma gibi kanıta dayalı bileşenleri dijital platformlar aracılığıyla sunarak insomnia semptomlarında orta ila yüksek düzeyde iyileşme sağlamaktadır. Calm ve Headspace gibi meditasyon temelli uygulamalar ise stres ve anksiyeteyi azaltarak uykuya geçişi destekleyen tamamlayıcı araçlar olarak değerlendirilmektedir. Öte yandan polisomnografi uyku değerlendirmesinde altın standart olmaya devam ederken, pratik sınırlılıkları nedeniyle uzun dönem izlemlerde aktigrafi ve ticari giyilebilir cihazlar yaygın biçimde kullanılmaktadır. Fitbit, Oura Ring, WHOOP ve Sleep Cycle gibi sistemler uyku süresi ve uyku-uyanıklık ayrımında makul doğruluk sunsa da uyku evrelerinin belirlenmesinde klinik düzeyde yeterli değildir. Bu nedenle söz konusu teknolojiler, tanı ve tedavi araçlarından ziyade uyku farkındalığını artıran destekleyici yöntemler olarak değerlendirilmelidir.

Giriş

Uyku, organizmanın sirkadiyen ritimlere bağlı olarak düzenlenen; NREM ve REM evrelerinden oluşan ve bu evrelerin belirli bir döngü içinde yinelenildiği biyolojik bir süreçtir (Canyurt, 2024; Carskadon & Dement, 2005). Kalitesiz veya yetersiz uyku, bağışıklık sistemi işlevlerinden bilişsel performansa kadar birçok fizyolojik ve psikolojik süreci olumsuz yönde etkilemekte; uzun vadede ise anksiyete, depresyon ve hipertansiyon gibi çeşitli sağlık sorunlarının gelişimi için önemli bir risk faktörü oluşturmaktadır (Al Mahmud et al., 2022). Uyku eksikliği durumunda kortizol düzeylerinde artış meydana gelmekte; bu artış stres yanıtlarının aktive olmasına ve bağışıklık sistemi fonksiyonlarının zayıflamasına yol açabilmektedir. Bu süreçler, metabolik ve nörolojik hastalıklara yönelik yatkınlığın artmasıyla ilişkilendirilmektedir (Meerlo et al., 2008). Dünya genelinde milyonlarca birey uyku bozuklukları veya uykusuzluk sorunlarıyla karşı karşıyadır; örneğin, yalnızca Amerika Birleşik Devletleri'nde yaklaşık 50–70 milyon yetişkinin en az bir uyku bozukluğuna sahip olduğu bildirilmektedir (Huberty et al., 2021). Bu yüksek yaygınlık oranı, uyku sorunlarının yönetimi ve iyileştirilmesine yönelik etkili ve erişilebilir müdahalelere duyulan gereksinimi açıkça ortaya koymaktadır. Geleneksel olarak kronik uykusuzluğun tedavisinde birinci basamak yaklaşım Bilişsel Davranışçı Terapi (CBT-I) olarak kabul edilmekle birlikte, tüm bireylerin yüz yüze terapi hizmetlerine erişimi her zaman mümkün olmamaktadır (Uwagawa et al., 2025). Özellikle dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia (CBT-I) temelli uygulamalar ile meditasyon ve gevşeme odaklı mobil uygulamalar güçlü terapötik etkiler göstermektedir. Bu uygulamalar, geleneksel psikoterapötik yaklaşımlar ve gevşeme tekniklerini ölçeklenebilir dijital platformlar aracılığıyla sunarak, bireylerin kendi kendine yardım yöntemleriyle uyku problemlerini yönetmelerine olanak tanımaktadır (Linardon et al., 2024). Teknolojik gelişmelerin hız kazanmasıyla birlikte, mobil sağlık (mHealth) uygulamaları uyku izleme ve tedavisi alanında yenilikçi ve tamamlayıcı bir alternatif olarak ön plana çıkmıştır (Al Mahmud et al., 2022). Benzer şekilde, düzenli mindfulness meditasyonu ve nefes egzersizlerini teşvik

eden uygulamaların gerek sağlıklı bireylerde gerekse yüksek stres düzeyine sahip popülasyonlarda uyku kalitesini artırdığı gösterilmiştir (Uwagawa et al., 2025). Mobil uygulamaların öne çıkan avantajlarından biri, kişiselleştirilmiş geri bildirim sunabilmeleri ve kullanıcı katılımını süreklilik içinde destekleyebilmeleridir. Kullanıcı dostu arayüzler, düzenli hatırlatmalar, haftalık ilerleme raporları ve gerektiğinde uygulama içi danışmanlık hizmetleri (örneğin sanal asistanlar veya sohbet botları aracılığıyla) gibi özellikler, kullanıcı motivasyonunun sürdürülmesine katkı sağlamaktadır (Al Mahmud et al., 2022). Mobil uygulamalar uyku yönetimi alanında önemli bir potansiyel sunmakla birlikte, bu alanda çeşitli sınırlılıklar ve geliştirilmesi gereken yönler bulunmaktadır. Başlıca sorunlardan biri, uyku izleme doğruluğuna ilişkin standartların henüz yeterince yerleşmemiş olmasıdır. Ticari olarak sunulan uygulama ve cihazların geçerlik ve güvenilirlik çalışmalarının sınırlı olduğu, ayrıca pek çoğu için bağımsız doğrulama verilerinin yetersiz kaldığı bildirilmektedir (Al Mahmud et al., 2022). Bu durum, özellikle klinik kullanım açısından bazı sınırlılıklar doğurmaktadır. Başlıca sorunlar arasında uyku izleme doğruluğuna ilişkin belirsizlikler, veri gizliliği ve etik kaygılar ile uzun dönemli etkinlik ve kullanıcı bağlılığının sürdürülebilirliği yer almaktadır. Kullanıcı verilerinin güvenli biçimde korunması ve uygulamaların uzun vadeli kullanımını destekleyen stratejilerin geliştirilmesi, mHealth uygulamalarının yaygın kabulü açısından temel gerekliliklerdir (Linardon et al., 2024).

Son yıllarda, uyku izleme doğruluğunu artırmak amacıyla giyilebilir cihazların mobil uygulamalarla entegrasyonu yaygın biçimde kullanılmaktadır. Fitbit, Oura Ring ve WHOOP bilekliği gibi giyilebilir teknolojiler, uyku sırasında kalp atım hızı, kalp hızı değişkenliği (HRV), vücut hareketleri ve cilt sıcaklığı gibi çeşitli biyometrik parametreleri kaydetmekte; bu verileri mobil uygulamalarla senkronize ederek kullanıcılara ayrıntılı geri bildirim sunmaktadır. Bu entegrasyon sayesinde uyku süresi ve uyku verimliliği daha nesnel biçimde tahmin edilebilmekte; örneğin bilekten elde edilen kalp atım hızı ve hareket

verilerine dayalı olarak derin uyku ve hızlı göz hareketleri (REM) evrelerine ilişkin tahminler raporlanabilmektedir. Bununla birlikte, bilimsel doğrulama çalışmaları, giyilebilir cihaz destekli uyku algoritmalarının uyku-uyanıklık ayırımında yüksek bir genel doğruluk düzeyine (polisomnografi ile yaklaşık %90 uyum) ulaştığını, ancak özgül uyku evrelerinin ayırt edilmesi konusunda halen sınırlı bir başarı sergilediğini ortaya koymaktadır (Robbins et al., 2024).

Dijital Bilişsel Davranışçı Terapi (dCBT-I) Uygulamaları

Dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia (CBT-I), geleneksel bilişsel davranışçı terapi protokollerinin akıllı telefon uygulamaları veya web tabanlı platformlar aracılığıyla otomatikleştirilmiş biçimde sunulmasını ifade etmektedir. CBT-I; uyku hijyeni eğitimi, uyaran kontrolü, uyku kısıtlaması, gevşeme teknikleri ve bilişsel yeniden yapılandırma gibi temel bileşenler aracılığıyla kronik uykusuzluğun sürdürülmesinde rol oynayan davranışsal ve bilişsel etmenleri hedef alan, kanıta dayalı bir tedavi yaklaşımıdır. Mobil uygulamalar, bu teknikleri yapılandırılmış ve aşamalı bir biçimde kullanıcıya sunmak, günlük ödevler ve uyku günlükleri yoluyla süreci izlemek ve kişiselleştirilmiş geri bildirim sağlamak üzere tasarlanabilmektedir (Al Mahmud et al., 2022). Örneğin, Amerika Birleşik Devletleri'nde geliştirilen CBT-I Coach uygulaması, kullanıcıların günlük uyku kayıtlarını girmelerine, gevşeme egzersizlerini uygulamalarına ve terapistleriyle birlikte belirlenen uyku planlarını (örneğin hedef yatış ve kalkış saatleri) takip etmelerine olanak tanımaktadır. Benzer biçimde, Sleepio gibi bazı dijital platformlar, otomatik bir sanal terapist aracılığıyla 6–8 haftalık yapılandırılmış CBT-I programlarını çevrim içi ortamda sunmaktadır (Al Mahmud et al., 2022).

Son yıllarda dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia'nın (dCBT-I) etkililiğini değerlendiren çok sayıda çalışma yayımlanmıştır. 2024 yılında gerçekleştirilen kapsamlı bir meta-analiz, yalnızca akıllı telefon uygulamaları aracılığıyla sunulan CBT-I müdahalelerinin insomnia ve uyku bozuklukları üzerindeki genel etkisini incelemiştir. Bu meta-analizde, toplam 19 randomize

kontrollü çalışmadan elde edilen veriler birleştirilerek uygulama tabanlı müdahalelere ilişkin etki büyüklükleri hesaplanmıştır. Bulgular, yalnızca uygulamaya dayalı olarak sunulan CBT-I müdahalelerinin, kontrol koşullarına kıyasla orta ila yüksek düzeyde klinik iyileşme sağladığını göstermektedir; bu bağlamda, insomnia semptom şiddeti için Cohen's $g \approx 0,60$ ve genel uyku bozukluğu skorları için $g \approx 0,70$ düzeyinde etki büyüklükleri rapor edilmiştir (Linardon et al., 2024). Dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia (CBT-I) programlarının başlıca avantajlarından biri, geniş ölçekli uygulanabilirlik ve yüksek erişilebilirlik sunmalarıdır. İnternet erişimine sahip bireyler, coğrafi sınırlamalardan bağımsız olarak bu müdahalelere katılım sağlayabilmektedir. Nitekim Birleşik Krallık'ta on binlerce katılımcıyı kapsayan bir uyku uygulaması programından elde edilen bulgular, gerçek yaşam koşullarında dahi uykusuzluk semptomlarında belirgin azalmalar sağlanabildiğini ve bu iyileşmenin 6–12 aylık takip süresi boyunca korunduğunu ortaya koymuştur (Espie et al., 2019).

Meditasyon ve Gevşeme Odaklı Uygulamalar

Calm ve Headspace, rahatlatma ve stres düzeyinin azaltılması yoluyla uyku kalitesini dolaylı olarak iyileştirmeyi hedefleyen meditasyon temelli dijital uygulamalardır. Bu uygulamalar, özellikle uykuya dalmada güçlük yaşayan veya gün içi stres yükü yüksek olan bireylere yönelik olarak yatıştırıcı ses içerikleri, yönlendirmeli meditasyon programları ve nefes egzersizleri sunmaktadır.

2012 yılında kullanıma sunulan Calm uygulaması, meditasyon seansları, müzik içerikleri ve ünlüler tarafından seslendirilen uyku hikâyeleri gibi zengin içerik seçenekleriyle dünya genelinde geniş bir kullanıcı kitlesine ulaşmıştır. Calm'ın etkililiğine ilişkin yürütülen bilimsel çalışmalar, uygulamanın psikolojik iyi oluş ve uyku ile ilişkili çıktılar üzerinde olumlu etkiler sağlayabildiğini göstermektedir. Nitekim Huberty ve arkadaşları (2021) tarafından gerçekleştirilen randomize kontrollü bir çalışmada, üniversite öğrencilerinin sekiz hafta süreyle Calm uygulamasını kullanmaları sonucunda stres düzeylerinde anlamlı bir azalma, farkındalık ve öz-şefkat düzeylerinde ise artış

saptanmıştır. Aynı çalışmada, insomnia semptomları bulunan yetişkinlerde Calm kullanımının bekleme listesi kontrol grubuna kıyasla gündüz yorgunluğunu azalttığı ve uyku öncesi kaygı düzeylerini belirgin biçimde düşürdüğü rapor edilmiştir (Mehta et al., 2021).

2010 yılında temelleri atılan ve 2012 yılında ilk mobil uygulamasını kullanıma sunan Headspace, rehberli meditasyonlar, farkındalık temelli egzersizler ve uykuya yönelik özel seanslar aracılığıyla kullanıcıların zihinsel iyi oluşunu ve uykuya hazırlık süreçlerini desteklemeyi amaçlayan dijital bir platformdur. Yapılan araştırmalar, uygulamanın psikolojik iyi oluş ve stres yönetimi üzerinde olumlu etkileri olduğunu göstermektedir. Bu bağlamda gerçekleştirilen bir çalışmada, Headspace kullanan bireylerin stres düzeylerinde anlamlı bir azalma ve genel psikolojik iyi oluşlarında artış gözlemlenmiştir (Bostock et al., 2019). Uyku alanına odaklanan başka bir araştırmada ise, kadın katılımcıların 30 gün boyunca günde 10 dakika Headspace kullanmaları sonucunda uyku süresi ve uyku kalitesinde artış, uykuya dalma süresinde ise azalma olduğu rapor edilmiştir (Gamaldo et al., 2020).

Meditasyon temelli mobil uygulamalar, tıbbi bir tedavi sunmaktan ziyade, düzenli gevşeme ve stres yönetimi yoluyla bireylerin zihinsel durumunu ve uykuya elverişli ortamı iyileştirmeyi amaçlamaktadır. Mevcut bilimsel kanıtlar, Calm ve Headspace gibi uygulamaların kısa vadede stres ve anksiyete düzeylerini azaltabildiğini; bunun sonucunda uykuya dalma sürecini kolaylaştırarak uyku kalitesinde dolaylı bir iyileşme sağlayabildiğini göstermektedir (Tang et al., 2015). Bununla birlikte, bu tür uygulamaların tek başına kronik insomnia gibi klinik düzeyde seyreden uyku bozukluklarının tedavisinde yeterli olması beklenmemektedir. Daha çok, uyku hijyenini destekleyen ve sağlıklı bireylerde ya da hafif düzeyde uyku sorunları yaşayan kişilerde uykuya geçişi kolaylaştıran tamamlayıcı araçlar olarak değerlendirilmelidir. Nitekim meditasyon uygulamalarının etkilerine odaklanan sistematik derlemeler, özellikle başlangıç düzeyinde uyku problemleri yaşayan veya stres kaynaklı uykuya dalma güçlüğü

çeken bireylerde anlamlı yararlar sağlanabildiğini ortaya koymuştur (Black et al., 2015).

Polisomnografi

Polisomnografi, uyku takibinin altın standardı olarak kabul edilir ve genellikle göz hareketleri, beyin aktivitesi, kalp atış hızı, kas aktivitesi, oksijen satürasyonu, solunum hızı ve vücut hareketlerinin değerlendirilmesini içerir (Roomkham et al., 2018). Bu yöntem; EEG ile beyin dalga aktivitelerini, EOG ile hızlı göz hareketlerini, EMG ile kas tonusunu, EKG ile kardiyak ritmi, nazal kanül ve oronazal termistörlerle hava akımını, torasik ve abdominal bantlarla solunum çabasını, pulse oksimetre ile oksijen satürasyonunu ve çoğu zaman vücut pozisyonu ile horlama sensörlerini kapsayan çok kanallı bir kayıt sistemi üzerinden gerçekleştirilmektedir (Carskadon & Dement, 2011; Kushida et al., 2005). Polisomnografi ile kaydedilen fizyolojik sinyallerin, Amerikan Uyku Tıbbı Akademisi tarafından belirlenen standartlara göre N1, N2, N3 ve hızlı göz hareketi uykusu olarak sınıflandırılarak ayrıntılı bir uyku mimarisi değerlendirmesi yapılmasına olanak tanır; bu kapsamlı değerlendirme yöntemi, yalnızca solunumu ölçen taşınabilir ev tipi testlere kıyasla çok daha yüksek düzeyde duyarlılık ve doğruluk sağladığı ifade dilmektedir (Berry et al., 2012). Klinik uygulamada özellikle obstrüktif uyku apne sendromu, santral uyku apnesi, periyodik bacak hareketi bozukluğu, REM uykusu davranış bozukluğu, narkolepsi ve kompleks solunum bozukluklarının tanısında zorunlu bir değerlendirme aracı olarak kullanılmaktadır (Sateia, 2014). Polisomnografi, maliyeti yüksek, uygulama açısından müdahaleci ve teknik açıdan karmaşık bir yöntem olması nedeniyle çoğunlukla klinik uyku bozukluklarının ayrıntılı değerlendirilmesinde veya bilimsel araştırma süreçlerinde tercih edilen bir tanısal inceleme tekniğidir (Walsh et al., 2021). İlişkiler bir arada değerlendirildiğinde, polisomnografinin uyku fizyolojisine ilişkin nesnel veriler sunma ve solunum ile nöromüsküler işlevlerde ortaya çıkabilecek bozulmaları belirleme konusunda önemli bir potansiyel taşıdığı ve bu nedenle uyku bozukluklarına yönelik

değerlendirme süreçlerinde sıklıkla başvurulabilecek yöntemlerden biri olabileceği öne sürülebilir.

Aktivite Monitörleri

Aktivite monitörleri, diğer adıyla aktigraflar, üç eksenli ivmeölçerler kullanarak vücuttaki hareketleri algılayan ve kaydeden giyilebilir cihazlardır. Bu cihazlarda toplanan hareket verileri, özel algoritmalar aracılığıyla işlenerek kişinin uyku mu yoksa uyanıklık mı halinde olduğu tahmin edilir. Algoritmalar, genel olarak uzun süre hareketsiz kalmayı “uyku”, belirgin hareketleri ise “uyanıklık” olarak yorumlar. Bu özellikleri sayesinde aktigraflar, araştırmalarda, ev ortamında yapılan uyku değerlendirmelerinde ve sirkadiyen ritimlerin uzun dönemli izlenmesinde sıkça kullanılmaktadır (Smith et al., 2018a, 2018b). Alan yazında aktigrafların genellikle iki grupta değerlendirildiği görülmektedir. Araştırma sınıfı aktigraflar, kullanılan algoritmaları polisomnografi (PSG) gibi altın standart ölçümlerle test edilip doğrulanmış cihazlardır. Ticari veya tüketici sınıfı cihazlar ise daha çok günlük sağlık ve aktivite takibi için tasarlanmış olup, algoritmaları araştırma cihazlarına kıyasla daha az şeffaftır. Her iki tür cihaz da sürekli hareket kaydı yapsa da algoritmalarının yapısı ve nasıl kalibre edildikleri farklılık gösterdiği için ölçümlerin doğruluğu da değişebilmektedir (Hamill et al., 2020; Kahawage et al., 2020). Öte yandan, aktigrafinin uyku bölünmesini, uyanıklık sonrası uyanıklık süresini ve gece içi uyanıklıkları çoğu zaman daha düşük tahmin ettiği de gösterilmiştir. Bunun temel nedeni, kısa süreli veya düşük yoğunluklu hareketlerin algoritmalar tarafından fark edilmeyebilmesi ve bu dönemlerin “uyku” olarak sınıflandırılabilmesidir (de Souza et al., 2003; Smith et al., 2018b). Ayrıca birçok çalışmada, aktigrafların uyku başlangıcı gecikmesini de olduğundan kısa tahmin ettiği bildirilmiştir. Bu durum, yatakta geçirilen hareketsiz sürenin gerçek uyku başlangıcıyla karıştırılmasından kaynaklanmaktadır (Chinoy et al., 2021). Genel bulgular bir arada değerlendirildiğinde, aktigrafinin pratik kullanım kolaylığı, düşük maliyeti ve gerçek yaşam koşullarını yansıtmaya kapasitesi sayesinde değerli bir ölçüm aracı

olduğu; ancak PSG'nin sağladığı fizyolojik ayrıntı düzeyine ulaşamadığı anlaşılmaktadır. Buna karşın, uzun dönem uyku izlemi, sirkadiyen ritim değerlendirmesi ve davranışsal müdahalelerin izlenmesi gibi uygulamalarda önemli katkılar sunduğu görülmektedir. Hem araştırma sınıfı hem de tüketici sınıfı cihazlarda benzer yönlü sistematik hata eğilimlerinin bulunması, gelecekte daha hassas, kişiselleştirilebilir ve çoklu biyosinyal entegrasyonuna dayalı algoritmaların geliştirilmesinin önemini vurgulamaktadır.

Sleep Cycle: Akıllı Telefon ile Uyku Takibi

Sleep Cycle, 2009 yılında piyasaya sürülen ve akıllı telefonun ivmeölçer ve mikrofon gibi sensörlerini kullanarak uyku sırasında oluşan hareket ve sesleri analiz eden bir akıllı alarm ve uyku takip uygulamasıdır. Kullanıcı, telefonu yatağa veya başucuna yerleştirerek uygulamayı gece boyunca çalıştırmakta; uygulama, uyku evrelerini tahmin etmeye çalışarak kullanıcıyı sabah belirlenen zaman aralığında daha hafif bir uyku evresinde uyandırmayı hedeflemektedir. Sleep Cycle, akıllı telefonun sensörlerini kullanarak uyku sırasında hareket ve ses verilerini analiz eden, kullanıcıyı hafif uyku evresinde uyandırmayı amaçlayan bir uyku takip ve akıllı alarm uygulamasıdır. Ancak yapılan çalışmalar, uygulamanın uyku evrelerini ve temel uyku parametrelerini ölçme doğruluğunun sınırlı olduğunu göstermektedir. Polisomnografi ile karşılaştırmalı araştırmalarda, Sleep Cycle ve benzeri ticari uyku takip uygulamalarının klinik düzeyde güvenilir sonuçlar üretmediği bildirilmiştir (Van de Water et al., 2011). Çocuklar ve ergenler üzerinde gerçekleştirilen bir çalışmada, uygulamanın ölçtüğü toplam uyku süresi ve uykuya dalma süresi ile polisomnografi verileri arasında anlamlı bir ilişki bulunmamıştır (Meltzer et al., 2015). Benzer şekilde, yetişkin kullanıcılar üzerinde yapılan gözlemsel araştırmalar, uygulama tarafından sunulan “uyku kalitesi” skorlarının bireylerin öznel dinlenmişlik düzeylerini yeterince yansıtmadığını ortaya koymuştur (de Zambotti et al., 2016). Sleep Cycle’ın akıllı alarm özelliğinin sabah dinçliği üzerindeki etkisine ilişkin bulgular da tutarsızdır. Mevcut literatür, hafif uyku evresinde uyandırmanın her

birey için anlamlı bir avantaj sağladığını gösteren güçlü kanıtlar sunmamaktadır (Van de Water et al., 2011). Buna karşın uygulama, ek bir donanım gerektirmeden kolay kullanım sağlaması ve bireylerin uyku düzenlerine ilişkin farkındalık kazanmalarına yardımcı olması açısından pratik bir araç olarak değerlendirilmektedir (Peng et al., 2018). Bununla birlikte, Sleep Cycle ve benzeri telefon tabanlı uyku takip uygulamalarının tedavi edici bir işlevi bulunmadığı ve klinik tanı veya tedavi amacıyla kullanılmalarının uygun olmadığı vurgulanmaktadır (Peng et al., 2018).

Fitbit: Çok Yönlü Aktivite ve Uyku Takibi

Fitbit, giyilebilir teknoloji alanında öncü markalardan biri olup ilk cihazını 2009 yılında piyasaya sürmüştür. Günümüzde Google bünyesinde faaliyet gösteren Fitbit, bileklik ve akıllı saat formunda çeşitli modeller sunmakta; adım sayısı, kalp atış hızı ve yakılan kalori gibi fizyolojik ölçümlerin yanı sıra otomatik uyku takibi de gerçekleştirmektedir. Kullanıcı cihazı bileğinde takılı şekilde uyuduğunda, Fitbit hareket (aktigrafi) ve kalp atış hızı sensörlerini kullanarak toplam uyku süresi, gece içi uyanıklıklar ve uyku evrelerini (hafif, derin ve REM) tahmin etmeye çalışmakta; elde edilen veriler sabah saatlerinde mobil uygulama aracılığıyla grafiksel olarak sunulmaktadır.

Fitbit'in uyku izleme özellikleri bilimsel araştırmalara da konu olmuş ve çeşitli doğrulama çalışmalarında değerlendirilmiştir. Yapılan sistematik incelemeler, Fitbit cihazlarının uyku süresi ve uyku–uyanıklık ayrımında genel olarak yüksek doğruluk sergilediğini ve araştırma amaçlı aktigrafi cihazlarına benzer sonuçlar ürettiğini göstermektedir (De Zambotti et al., 2018). Bir meta-analizde, Fitbit cihazlarının uyku algılama hassasiyetinin yaklaşık %95 olduğu, uyanıklığı doğru tespit etme özgüllüğünün ise %58–69 aralığında değiştiği rapor edilmiştir (Haghighat et al., 2019). Bu durum, cihazın özellikle kısa süreli gece uyanıklıklarını algılamakta zorlanabildiğini ve bu nedenle toplam uyku süresini hafifçe fazla tahmin edebildiğini düşündürmektedir.

Uyku evrelerinin belirlenmesi açısından değerlendirildiğinde, yeni nesil Fitbit modellerinde gelişmiş algoritmalar kullanılmasına rağmen doğruluk düzeyinin sınırlı olduğu bildirilmektedir. Bazı çalışmalarda, Fitbit'in derin uyku evresini tespit etme doğruluğunun yaklaşık %50 düzeyinde kaldığı, REM uykusunda ise bu oranın %70'ler seviyesinde olduğu belirtilmiştir (Kang et al., 2017). Bu saptamalar, klinik ölçüm amacıyla yeterli görülmesi de bireylerin kendi uyku düzenlerindeki değişimleri uzun vadede takip edebilmesi açısından kabul edilebilir olarak değerlendirilmektedir. Nitekim giyilebilir uyku teknolojileri üzerine yapılan kapsamlı incelemelerde, ticari cihazların genel uyku paternlerini makul düzeyde yansıtabildiği, ancak ayrıntılı uyku evresi dağılımlarında hatalar içerebileceği vurgulanmaktadır (Depner et al., 2020). Literatürde Fitbit kullanımına ilişkin potansiyel bir risk olarak “orthosomnia” kavramı da tartışılmaktadır. Orthosomnia, bireylerin uyku takip cihazlarından elde edilen verilere aşırı odaklanarak “mükemmel uyku” hedefi doğrultusunda kaygı geliştirmelerini ifade etmektedir (Baron et al., 2017).

özellikle profesyonel sporcular arasında yaygın olarak kullanılmakta ve çeşitli spor liglerinde antrenman–dinlenme dengesinin izlenmesinde tercih edilmektedir (Li et al., 2016).

Sonuç

Bu bölümde, uyku fizyolojisi ve uyku bozukluklarının yönetimi bağlamında dijital sağlık uygulamaları ve giyilebilir teknolojilerin rolü kapsamlı biçimde ele alınmıştır. Uyku, fiziksel ve ruhsal sağlığın korunmasında temel bir biyolojik süreç olup, yetersiz veya kalitesiz uyku çok sayıda psikolojik ve fizyolojik bozuklukla ilişkilendirilmektedir. Uyku bozukluklarının dünya genelinde yüksek prevalansa sahip olması, erişilebilir, ölçeklenebilir ve etkili müdahale yöntemlerine olan gereksinimi artırmıştır. Bu doğrultuda, mobil sağlık (mHealth) uygulamaları ve giyilebilir cihazlar, geleneksel yaklaşımları tamamlayıcı nitelikte yenilikçi çözümler sunmaktadır.

Dijital Bilişsel Davranışçı Terapi for Insomnia (dCBT-I) uygulamalarının, kronik uykusuzluk semptomlarını azaltmada orta ila yüksek düzeyde etkililik gösterdiği; bu etkinin farklı popülasyonlarda ve gerçek yaşam koşullarında da sürdürülebildiği görülmektedir. Meditasyon ve gevşeme temelli uygulamalar ise özellikle stres ve anksiyete kaynaklı uyku sorunlarında uykuya geçişi kolaylaştıran ve uyku kalitesini dolaylı olarak artıran destekleyici araçlar olarak öne çıkmaktadır. Bununla birlikte, bu uygulamaların klinik düzeyde uyku bozuklukları için tek başına yeterli bir tedavi yöntemi olarak değerlendirilmemesi gerektiği açıktır.

Uyku ölçüm yöntemleri açısından bakıldığında, polisomnografi halen altın standart olma özelliğini korumakla birlikte, maliyet, erişilebilirlik ve uygulama güçlükleri nedeniyle her durumda uygulanabilir değildir. Bu noktada aktigrafi ve ticari giyilebilir cihazlar (Fitbit, Oura Ring, WHOOP ve benzeri sistemler), uzun dönem uyku izlemi ve bireysel farkındalık sağlama açısından önemli avantajlar sunmaktadır. Ancak mevcut bilimsel bulgular, bu cihazların uyku-uyanıklık ayırımında yüksek doğruluk sergilemelerine karşın, uyku evrelerini ayırt etme konusunda halen sınırlılıklar taşıdığını göstermektedir. Dolayısıyla, söz konusu teknolojiler klinik tanı ve tedavi aracı olarak değil, destekleyici ve bilgilendirici sistemler olarak değerlendirilmelidir.

Sonuç olarak, dijital uygulamalar ve giyilebilir uyku teknolojileri, bilinçli ve eleştirel bir yaklaşımla kullanıldığında uyku farkındalığını artırma, sağlıklı davranış değişikliklerini teşvik etme ve uyku yönetimini destekleme potansiyeline sahiptir. Gelecekte yapılacak çalışmaların, bu teknolojilerin uzun vadeli etkililiğini, veri gizliliği ve etik boyutlarını, farklı popülasyonlardaki geçerlik ve güvenilirliğini daha ayrıntılı biçimde ele alması önem taşımaktadır. Bu doğrultuda geliştirilecek standartlar ve bilimsel doğrulama süreçleri, dijital uyku teknolojilerinin klinik ve toplumsal alanda daha güvenilir ve etkili biçimde kullanılmasına katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Al Mahmud, A., Wu, J., & Mubin, O. (2022). A scoping review of mobile apps for sleep management: User needs and design considerations. *Frontiers in Psychiatry*, 13, 1037927. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2022.1037927>
- Baron, K. G., Abbott, S., Jao, N., Manalo, N., & Mullen, R. (2017). Orthosomnia: are some patients taking the quantified self too far? *Journal of clinical sleep medicine*, 13(2), 351-354. <https://doi.org/10.5664/jcsm.6472>
- Berry, R. B., Brooks, R., Gamaldo, C. E., Harding, S. M., Marcus, C., & Vaughn, B. V. (2012). The AASM manual for the scoring of sleep and associated events. *Rules, Terminology and Technical Specifications*, Darien, Illinois, American Academy of Sleep Medicine, 176(2012), 7.
- Black, D. S., O'Reilly, G. A., Olmstead, R., Breen, E. C., & Irwin, M. R. (2015). Mindfulness meditation and improvement in sleep quality and daytime impairment among older adults with sleep disturbances: a randomized clinical trial. *JAMA internal medicine*, 175(4), 494-501. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2014.8081>
- Bostock, S., Crosswell, A. D., Prather, A. A., & Steptoe, A. (2019). Mindfulness on-the-go: Effects of a mindfulness meditation app on work stress and well-being. *Journal of occupational health psychology*, 24(1), 127. <https://doi.org/10.1037/ocp0000118>
- Canyurt, F., Asan, S. . (2024). Uyku kalitesinin bilişsel ve fiziksel performans üzerindeki etkisi: sağlıklı yaşam için kritik bir biyolojik süreç. In Y. E. Çingöz, Mavıbaş, M. (Ed.), *Tematik Yaklaşımla Sportif Bakış Açısı II* (pp. 41-52).
- Carskadon, M. A., & Dement, W. C. (2005). Normal human sleep: an overview. *Principles and practice of sleep medicine*, 4(1), 13-23.
- Carskadon, M. A., & Dement, W. C. (2011). Monitoring and staging human sleep. *Principles and practice of sleep medicine*, 5, 16-26.
- Chinoy, E. D., Cuellar, J. A., Huwa, K. E., Jameson, J. T., Watson, C. H., Bessman, S. C., Hirsch, D. A., Cooper, A. D., Drummond, S. P., & Markwald, R. R. (2021). Performance of seven consumer sleep-tracking devices compared with polysomnography. *Sleep*, 44(5), zsaa291. <https://doi.org/10.1093/sleep/zsaa291>
- de Souza, L., Benedito-Silva, A. A., Pires, M. L. N., Poyares, D., Tufik, S., & Calil, H. M. (2003). Further validation of actigraphy for sleep studies. *Sleep*, 26(1), 81-85. <https://doi.org/10.1093/sleep/26.1.81>
- de Zambotti, M., Baker, F. C., Willoughby, A. R., Godino, J. G., Wing, D., Patrick, K., & Colrain, I. M. (2016). Measures of sleep and cardiac

functioning during sleep using a multi-sensory commercially-available wristband in adolescents. *Physiology & behavior*, 158, 143-149. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2016.03.006>

- De Zambotti, M., Goldstone, A., Claudatos, S., Colrain, I. M., & Baker, F. C. (2018). A validation study of Fitbit Charge 2™ compared with polysomnography in adults. *Chronobiology international*, 35(4), 465-476. <https://doi.org/10.1080/07420528.2017.1413578>
- Depner, C. M., Cheng, P. C., Devine, J. K., Khosla, S., De Zambotti, M., Robillard, R., Vakulin, A., & Drummond, S. P. (2020). Wearable technologies for developing sleep and circadian biomarkers: a summary of workshop discussions. *Sleep*, 43(2), zsz254. <https://doi.org/10.1093/sleep/zsz254>
- Espie, C. A., Emsley, R., Kyle, S. D., Gordon, C., Drake, C. L., Siriwardena, A. N., Cape, J., Ong, J. C., Sheaves, B., & Foster, R. (2019). Effect of digital cognitive behavioral therapy for insomnia on health, psychological well-being, and sleep-related quality of life: a randomized clinical trial. *JAMA psychiatry*, 76(1), 21-30. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2018.2745>
- Gamaldo, A. A., Sardina, A. L., Sutin, A., Cruz, T. E., Salas, R. M. E., Gamaldo, C. E., Buxton, O. M., & Andel, R. (2020). Facets of personality related to sleep habits in Black adults. *Sleep health*, 6(2), 232-239. <https://doi.org/10.1016/j.sleh.2019.10.004>
- Haghighyegh, S., Khoshnevis, S., Smolensky, M. H., Diller, K. R., & Castriotta, R. J. (2019). Accuracy of wristband Fitbit models in assessing sleep: systematic review and meta-analysis. *Journal of medical Internet research*, 21(11), e16273. <https://doi.org/10.2196/16273>
- Hamill, K., Jumabhoy, R., Kahawage, P., de Zambotti, M., Walters, E. M., & Drummond, S. P. (2020). Validity, potential clinical utility and comparison of a consumer activity tracker and a research-grade activity tracker in insomnia disorder II: Outside the laboratory. *Journal of sleep research*, 29(1), e12944. <https://doi.org/10.1111/jsr.12944>
- Huberty, J. L., Green, J., Puzia, M. E., Larkey, L., Laird, B., Vranceanu, A.-M., Vlisides-Henry, R., & Irwin, M. R. (2021). Testing a mindfulness meditation mobile app for the treatment of sleep-related symptoms in adults with sleep disturbance: A randomized controlled trial. *Plos one*, 16(1), e0244717. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0244717>
- Kahawage, P., Jumabhoy, R., Hamill, K., de Zambotti, M., & Drummond, S. P. (2020). Validity, potential clinical utility, and comparison of consumer and research-grade activity trackers in insomnia disorder I: In-lab

- validation against polysomnography. *Journal of sleep research*, 29(1), e12931. <https://doi.org/10.1111/jsr.12931>
- Kang, S.-G., Kang, J. M., Ko, K.-P., Park, S.-C., Mariani, S., & Weng, J. (2017). Validity of a commercial wearable sleep tracker in adult insomnia disorder patients and good sleepers. *Journal of psychosomatic research*, 97, 38-44. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychores.2017.03.009>
- Kushida, C. A., Littner, M. R., Morgenthaler, T., Alessi, C. A., Bailey, D., Coleman Jr, J., Friedman, L., Hirshkowitz, M., Kapen, S., & Kramer, M. (2005). Practice parameters for the indications for polysomnography and related procedures: an update for 2005. *Sleep*, 28(4), 499-523. <https://doi.org/10.1093/sleep/28.4.499>
- Li, R. T., Kling, S. R., Salata, M. J., Cupp, S. A., Sheehan, J., & Voos, J. E. (2016). Wearable performance devices in sports medicine. *Sports health*, 8(1), 74-78.
- Linardon, J., Anderson, C., McClure, Z., Liu, C., & Messer, M. (2024). The effectiveness of smartphone app-based interventions for insomnia and sleep disturbances: A meta-analysis of randomized controlled trials. *Sleep Medicine*, 122, 237-244. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2024.08.025>
- Meerlo, P., Sgoifo, A., & Suchecki, D. (2008). Restricted and disrupted sleep: effects on autonomic function, neuroendocrine stress systems and stress responsivity. *Sleep medicine reviews*, 12(3), 197-210. <https://doi.org/10.1016/j.smrv.2007.07.007>
- Mehta, A., Niles, A. N., Vargas, J. H., Marafon, T., Couto, D. D., & Gross, J. J. (2021). Acceptability and effectiveness of artificial intelligence therapy for anxiety and depression (Youper): longitudinal observational study. *Journal of medical Internet research*, 23(6), e26771. <https://doi.org/10.2196/26771>
- Meltzer, L. J., Hiruma, L. S., Avis, K., Montgomery-Downs, H., & Valentin, J. (2015). Comparison of a commercial accelerometer with polysomnography and actigraphy in children and adolescents. *Sleep*, 38(8), 1323-1330. <https://doi.org/10.5665/sleep.4918>
- Peng, L., Chen, L., Ye, Z., & Zhang, Y. (2018). Aroma: A deep multi-task learning based simple and complex human activity recognition method using wearable sensors. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2(2), 1-16. <https://doi.org/10.1145/3214277>
- Robbins, R., Weaver, M. D., Sullivan, J. P., Quan, S. F., Gilmore, K., Shaw, S., Benz, A., Qadri, S., Barger, L. K., & Czeisler, C. A. (2024). Accuracy of

- three commercial wearable devices for sleep tracking in healthy adults. *Sensors*, 24(20), 6532. <https://doi.org/10.3390/s24206532>
- Roomkham, S., Lovell, D., Cheung, J., & Perrin, D. (2018). Promises and challenges in the use of consumer-grade devices for sleep monitoring. *IEEE reviews in biomedical engineering*, 11, 53-67. <https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2811735>
- Sateia, M. J. (2014). International classification of sleep disorders. *Chest*, 146(5), 1387-1394. <https://doi.org/10.1378/chest.14-0970>
- Smith, M. T., McCrae, C. S., Cheung, J., Martin, J. L., Harrod, C. G., Heald, J. L., & Carden, K. A. (2018a). Use of actigraphy for the evaluation of sleep disorders and circadian rhythm sleep-wake disorders: an American Academy of Sleep Medicine systematic review, meta-analysis, and GRADE assessment. *Journal of clinical sleep medicine*, 14(7), 1209-1230. <https://doi.org/10.5664/jcsm.7228>
- Smith, M. T., McCrae, C. S., Cheung, J., Martin, J. L., Harrod, C. G., Heald, J. L., & Carden, K. A. (2018b). Use of actigraphy for the evaluation of sleep disorders and circadian rhythm sleep-wake disorders: an American Academy of Sleep Medicine systematic review, meta-analysis, and GRADE assessment. *Journal of clinical sleep medicine*, 14(7), 1209-1230. <https://doi.org/10.5664/jcsm.7228>
- Tang, Y.-Y., Hölzel, B. K., & Posner, M. I. (2015). The neuroscience of mindfulness meditation. *Nature reviews neuroscience*, 16(4), 213-225. <https://doi.org/10.1038/nrn3916>
- Uwagawa, R., Adachi, K., Kaji, K., & Takizawa, R. (2025). Impact of an eight-week app-based mindfulness intervention on subjective and objective sleep quality: a randomized controlled trial among working women. *BMC Digital Health*, 3(1), 40. <https://doi.org/10.1186/s44247-025-00174-4>
- Van de Water, A. T., Holmes, A., & Hurley, D. A. (2011). Objective measurements of sleep for non-laboratory settings as alternatives to polysomnography—a systematic review. *Journal of sleep research*, 20(1pt2), 183-200. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2869.2009.00814.x>
- Walsh, N. P., Halson, S. L., Sargent, C., Roach, G. D., Nédélec, M., Gupta, L., Leeder, J., Fullagar, H. H., Coutts, A. J., & Edwards, B. J. (2021). Sleep and the athlete: narrative review and 2021 expert consensus recommendations. *British journal of sports medicine*, 55(7), 356-368. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2020-102025>

BÖLÜM 8:

Beslenme Takibi ve Mobil Diyetisyen

Burak EFE¹, Muhammet Raşit İNAÇ²

¹ Erzurum Teknik Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

² Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Bu bölümde dijital sağlık teknolojilerinin beslenme yönetimi üzerindeki dönüştürücü etkisi kapsamlı biçimde ele alınmaktadır. Mobil diyetisyenlik kavramı; akıllı telefon uygulamaları, giyilebilir sensörler, bulut tabanlı veri işleme sistemleri ve yapay zekâ algoritmalarının bütünleşik kullanımıyla beslenme takibini daha erişilebilir, kişiselleştirilmiş ve sürdürülebilir bir yapıya dönüştürmektedir. Modern mobil beslenme uygulamaları, enerji alımı ve harcamasının gerçek zamanlı analiz edilmesi, porsiyon tahmini için görüntü işleme tekniklerinin kullanılması, kullanıcı davranış kalıplarının öğrenilmesi ve bireye özgü beslenme önerilerinin üretilmesi gibi gelişmiş fonksiyonlara sahiptir. Bölümde ayrıca sensör teknolojilerinin fizyolojik verileri anlık olarak kaydetmesinin, büyük veri analitiğiyle birleştirildiğinde beslenme davranışlarının daha bütüncül değerlendirilmesini sağladığı vurgulanmaktadır. Gelecek perspektifinde ise otomatik besin tanıma sistemleri, metabolik sensörlerin yaygınlaşması, davranış bilimi ile yapay zekânın entegrasyonu ve kişiselleştirilmiş beslenme modellerinin gelişimi öne çıkmaktadır. Bu çerçevede mobil diyetisyenlik, hem halk sağlığında hem klinik uygulamalarda hem de spor performansı yönetiminde güçlü bir dijital araç olarak konumlanmaktadır.

Giriş

Beslenme takibinde mobil teknolojilerin kullanımı, son yıllarda dijital sağlık alanındaki gelişmelerle birlikte önemli ölçüde artmıştır. Özellikle akıllı telefon tabanlı diyet takip uygulamaları, bireylerin günlük besin alımlarını kaydetmelerine, enerji ve besin ögesi tüketimlerini izlemelerine ve beslenme davranışlarını düzenlemelerine olanak sağlamaktadır (Ferrara et al., 2019; Shinozaki & Murakami, 2020). Bu uygulamaların yaygınlaşması, beslenme davranışının daha sistematik ve sürdürülebilir biçimde izlenmesine katkı sunarken, geleneksel yöntemlere kıyasla daha pratik ve erişilebilir çözümler sunmaktadır (Turner-McGrievy et al., 2013).

Mobil diyet takip uygulamalarının etkinliği, yalnızca teknik özellikleriyle değil, aynı zamanda kullanıcı dostu arayüzleri ve davranış değişikliği kuramlarıyla olan uyumlarıyla da ilişkilidir. Yapılan çalışmalar, bu tür uygulamaların kullanılabilirlik ve işlevsellik açısından önemli avantajlar sunduğunu, ancak davranış değişikliği teorileriyle bütünleşme düzeylerinin uygulamalar arasında farklılık gösterdiğini ortaya koymaktadır (Ferrara et al., 2019; Abdul Khalil et al., 2023). Özellikle farklı eğitim ve okuryazarlık düzeylerine sahip bireylerde, sade tasarım ve anlaşılır geri bildirim mekanizmalarının uygulama kullanımını kolaylaştırdığı bildirilmektedir (Chaudhry et al., 2024).

Gelişmiş mobil beslenme sistemleri, yalnızca manuel kayıt temelli yapılarla sınırlı kalmayıp, yapay zekâ ve makine öğrenimi algoritmalarıyla desteklenen daha sofistike modeller sunmaktadır. İnsan-etkileşimli öğrenme yaklaşımlarının kullanıldığı bu sistemler, yapılandırılmamış mobil verilerden bireye özgü beslenme örüntülerini analiz edebilmekte ve kişiselleştirilmiş öneriler geliştirebilmektedir (Hezarjaribi et al., 2019). Bu yaklaşım, mobil beslenme uygulamalarının klasik kayıt araçlarından ziyade dijital diyet danışmanı işlevi üstlenmesine olanak tanımaktadır.

Literatürde mobil beslenme uygulamalarının davranış değişikliği üzerindeki etkilerini inceleyen çalışmalar da giderek artmaktadır. Kronik hastalığı olan

bireylerde yapılan derleme alıřmalar, beslenme uygulamalarının z-izleme, hedef belirleme ve geri bildirim mekanizmaları aracılıęıyla davranıř deęiřiklięini destekledięini gstermektedir (Salas-Groves et al., 2023). Benzer řekilde, ergenlerde ve yetiřkinlerde yrtlen deneysel alıřmalar, mobil diyet takip uygulamalarının kilo ynetimi ve beslenme farkındalıęı zerinde olumlu etkiler oluřturabildięini ortaya koymaktadır (Audi et al., 2025; Turner-McGrievy et al., 2013).

Bununla birlikte, uygulamaların enerji ve besin gesi tahmin doęruluęu nemli bir deęerlendirme lt olarak ne ıkmaktadır. Bazı alıřmalar, mobil uygulamaların enerji ve makro besin gesi tahminlerinde kabul edilebilir dzeyde doęruluk sunduęunu bildirirken, mikro besin geleri ve porsiyon byklę tahminlerinde sınırlılıklar bulunduęunu vurgulamaktadır (Shinozaki & Murakami, 2020; Ferrara et al., 2019). Bu durum, mobil beslenme uygulamalarının klinik ve bilimsel kullanımlarında dikkatli yorumlanması gerektięini gstermektedir.

Sonuç olarak, mobil diyetisyenlik ve beslenme takip uygulamaları; kullanılabilirlik, davranıř deęiřiklięi desteęi ve teknolojik yenilikler aısından nemli bir potansiyel sunmaktadır. Ancak bu uygulamaların etkinlięinin artırılması iin teorik temellere dayalı tasarım, kullanıcı eřitlilięini gzeten arayzler ve bilimsel geerlilięi yksek lm yntemlerinin entegrasyonu kritik nem tařımaktadır (Abdul Khalil et al., 2023; Salas-Groves et al., 2023; Hezarjaribi et al., 2019).

Temel Kavramlar ve Kuramsal Arka Plan

Beslenme takibi ve mobil diyetisyenlik uygulamalarının bilimsel temelini oluřturan teknolojiler, hem bireysel saęlık ynetimini hem de klinik karar srelerini kkten deęiřtiren ok katmanlı bir dięital ekosisteme iřaret etmektedir (Ferrara et al., 2019; Shinozaki & Murakami, 2020). Bu ekosistem; mobil saęlık uygulamaları, giyilebilir sensr teknolojileri, bulut tabanlı veri iřleme sistemleri, yapay zek modelleri ve kullanıcı davranıřlarını analiz eden ileri dzey

algoritmik yaklaşımların bir araya geldiği bütünleşik bir yapıyı oluşturmaktadır (Ferrara et al., 2019; Kong et al., 2023; Suryadevara, 2023). Bu bölümde söz konusu teknolojilerin mantıksal çalışma prensipleri, kavramsal çerçeveleri ve diyetetik bilimi içindeki yeri ayrıntılı olarak ele alınmakta; ayrıca bu teknolojilerin bireysel davranış değişikliği, klinik uygulamalar ve toplumsal sağlık politikaları üzerindeki yansımaları tartışılmaktadır (Turner-McGrievy et al., 2019; Ferrara et al., 2019).

Mobil Sağlık (m-Health) Ekosistemi ve Belenme Yönetimi

Mobil sağlık, sağlık hizmetlerinin akıllı telefonlar, tabletler ve çeşitli mobil cihazlar aracılığıyla sunulmasını ifade eden geniş kapsamlı bir kavramdır (Free et al., 2010; Silva et al., 2015). Beslenme takibi özelinde geliştirilen m-Health uygulamaları; yiyecek kayıtlarının manuel veya otomatik olarak yapılmasını, makro ve mikro besin öğelerinin hesaplanmasını, porsiyon tahmini için görsel analizlerin kullanılmasını ve bireylerin davranış eğilimlerine göre uyarlanmış önerilerin sunulmasını kapsamaktadır (Silva et al., 2015; Godinho et al., 2020). Bu uygulamalar, büyük veri tabanları ve kapsamlı besin kompozisyon listeleriyle entegre çalışarak kullanıcıya hızlı, anlaşılır ve kişiselleştirilmiş bilgi sağlamaktadır (Free et al., 2013).

Günümüzde beslenme uygulamalarının önemli bir bölümü; hedef belirleme, su tüketimi takibi, uyku analizi ve fiziksel aktivite entegrasyonu gibi ek modüllerle birlikte kapsamlı bir yaşam tarzı yönetim aracına dönüşmüştür (Godinho et al., 2020; Silva et al., 2015). Bu yönüyle mobil sağlık ekosistemi, yalnızca beslenme takibini değil, bireyin genel sağlık davranışlarını destekleyen bütüncül bir dijital rehber işlevi görmektedir (Free et al., 2013; Tamrat & Kachnowski, 2012). Ayrıca bu sistemler, kullanıcı motivasyonunu artırmak amacıyla oyunlaştırma unsurları, sosyal paylaşım özellikleri ve topluluk desteği gibi davranışsal bileşenleri de bünyesinde barındırmaktadır (Atnafu et al., 2017; Godinho et al., 2020).

Giyilebilir Sensör Teknolojileri ve Veri Entegrasyonu

Giyilebilir cihazlar (akıllı saatler, fitness bantları, akıllı tartılar, sürekli glikoz monitörleri vb.), mobil diyetisyen ekosisteminin en kritik bileşenlerinden birini oluşturmaktadır (Sempionatto et al., 2021; Shi et al., 2022). Bu sensörler; kalp atım hızı, fiziksel aktivite yoğunluğu, adım sayısı, enerji harcaması, uyku süresi ve yeni nesil cihazlarda sürekli glikoz düzeyi gibi çok sayıda fizyolojik parametreyi anlık ve kesintisiz biçimde kaydedebilmektedir (Kalantarian et al., 2014; Ma et al., 2022). Elde edilen bu verilerin beslenme kayıtlarıyla eşleştirilmesi, bireyin enerji dengesi ve metabolik yanıtlarının daha doğru ve dinamik bir şekilde modellenmesine olanak tanımaktadır (Sempionatto et al., 2021; Shi et al., 2022).

Örneğin, bireyin belirli dönemlerde artan stres düzeyinin uyku düzenini bozması ve bu durumun beslenme davranışlarına yansması gibi karmaşık ilişkiler, giyilebilir sensörlerden elde edilen çok boyutlu veriler sayesinde daha kapsamlı biçimde analiz edilebilmektedir (Shi et al., 2025). Bu sayede mobil diyet uygulamaları, yalnızca besin tüketimini kaydeden basit yazılımlar olmaktan çıkarak; biyolojik, psikolojik ve davranışsal parametreleri birlikte değerlendirebilen akıllı sistemlere dönüşmektedir (Sempionatto et al., 2021; Shi et al., 2022). Söz konusu entegrasyon klinik uygulamalar açısından da önemli avantajlar sunmakta; özellikle diyabet yönetiminde sürekli glikoz ölçüm verilerinin beslenme kayıtlarıyla birlikte değerlendirilmesi, bireye özgü ve daha hassas tedavi planlarının oluşturulmasına imkân sağlamaktadır (Sempionatto et al., 2021; Ma et al., 2022).

Yapay Zekâ ve Makine Öğrenimi Modelleri

Son yıllarda mobil beslenme teknolojilerinde en hızlı gelişim gösteren alanlardan biri, yapay zekâ temelli algoritmalar ve makine öğrenimi modelleridir (Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023; Tsolakidis et al., 2024). Bu modeller, kullanıcıya ait geçmiş verilerden öğrenerek beslenme tercihleri, öğün zamanlamaları, porsiyon büyüklükleri ve diyet uyumu gibi davranış örüntülerini analiz edebilmekte; elde edilen çıktılar doğrultusunda bireye özgü öneri setleri oluşturabilmektedir (Gami

et al., 2024; Tsolakidis et al., 2024). Bu yaklaşım, standart ve tek tip beslenme rehberleri yerine, dinamik ve kişiselleştirilmiş bir beslenme yönetimi anlayışının gelişmesine katkı sağlamaktadır (Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023).

Yapay zekâ ve makine öğrenimi teknolojilerinin beslenme takibinde öne çıkan uygulama alanları şu şekilde özetlenebilir:

Görüntü işleme ile porsiyon tespiti: Kullanıcı tarafından çekilen yemek fotoğrafları, yapay zekâ algoritmaları tarafından analiz edilerek besin türü, porsiyon büyüklüğü ve tahmini enerji içeriği hesaplanabilmektedir (Sundaravadivel et al., 2018; Zheng et al., 2024). Bu yöntem, manuel kayıt hatalarını azaltarak besin alımının daha doğru izlenmesine olanak tanımaktadır (Zheng et al., 2024).

Öneri motorları: Kullanıcının geçmiş beslenme alışkanlıkları, günlük enerji harcaması ve hedefleri dikkate alınarak kişiselleştirilmiş menü ve öğün önerileri sunan sistemlerdir (Gami et al., 2024; Tsolakidis et al., 2024). Bu motorlar, bireyin yaşam tarzına uyumlu ve sürdürülebilir beslenme planlarının oluşturulmasını desteklemektedir (Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023).

Tahmine dayalı modeller: Glisemik yanıt tahmini, günün farklı saatlerinde tüketilen besinlere verilen fizyolojik tepkilerin öngörülmesi ve metabolik yanıtların modellenmesi gibi ileri düzey işlevler giderek yaygınlaşmaktadır (Zheng et al., 2024; Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023). Bu modeller, özellikle metabolik hastalıkların yönetiminde önemli bir potansiyel taşımaktadır (Gami et al., 2024).

Davranışsal uyum algoritmaları: Diyet uyumunu artırmak amacıyla motivasyon mesajları, hatırlatıcı bildirimler ve gerçekçi hedef belirleme stratejileri geliştiren yapay zekâ tabanlı yaklaşımlar kullanılmaktadır (Tsolakidis et al., 2024; Gami et al., 2024). Bu algoritmalar, bireyin davranış değişikliğini uzun vadede sürdürebilmesini hedeflemektedir (Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023).

Bu sistemler, beslenme davranışlarını yalnızca sayısal veriler üzerinden değil; aynı zamanda davranışsal ve psikolojik boyutlarıyla birlikte ele alan daha

bütüncül bir metodolojik çerçeve sunmaktadır (Mortazavi & Gutierrez-Osuna, 2023; Tsolakidis et al., 2024). Bu bağlamda yapay zekâ, beslenme biliminin dijitalleşme sürecinde yalnızca destekleyici bir araç değil, aynı zamanda davranışsal sağlık yönetiminin merkezî bileşenlerinden biri hâline gelmektedir (Gami et al., 2024; Zheng et al., 2024).

Veri İşleme, Bulut Bilişim ve Güvenlik

Beslenme takibi uygulamalarının oluşturduğu veri hacmi, geleneksel veri depolama ve işleme yöntemleriyle yönetilemeyecek düzeye ulaşmıştır (Nkosi & Mekuria, 2010; Wang & Jin, 2019). Bu nedenle bulut bilişim altyapıları, mobil beslenme teknolojilerinin vazgeçilmez bir bileşeni hâline gelmiştir (Adibi et al., 2013; Wang & Jin, 2019). Kullanıcıların günlük besin kayıtları, giyilebilir sensörlerden elde edilen fizyolojik veriler, biyometrik ölçümler ve davranışsal bilgiler; bulut tabanlı geniş veri tabanlarında işlenerek anlamlı, ölçeklenebilir ve klinik açıdan kullanılabilir çıktılara dönüştürülmektedir (Xu et al., 2017; Fernández et al., 2012).

Bulut tabanlı sistemlerin mobil beslenme uygulamalarına sağladığı başlıca avantajlar şu şekilde özetlenebilir:

- Gerçek zamanlı veri senkronizasyonu (Xu et al., 2017)
- Yüksek işlem kapasitesi ve büyük veri analitiği olanakları (Wang & Jin, 2019)
- Kullanıcılar arası karşılaştırmalı analiz yapabilme (Fernández et al., 2012)
- Klinik karar destek sistemleriyle entegrasyon imkânı (Adibi et al., 2013)

Bununla birlikte, sağlık temelli büyük veri setlerinin işlenmesi gizlilik, güvenlik ve etik boyutları da beraberinde getirmektedir (Nkosi & Mekuria, 2010; Fernández et al., 2012). Sağlık verilerinin yüksek hassasiyet taşıması nedeniyle; veri şeffaflığı, anonimleştirme yöntemleri, açık kullanıcı onamı ve ulusal–uluslararası veri koruma düzenlemelerine uyum kritik bir gereklilik olarak öne çıkmaktadır (Adibi et al., 2013; Wang & Jin, 2019). Bu bağlamda modern mobil beslenme uygulamaları, yalnızca teknik performansa odaklanan sistemler

olmaktan ziyade, etik güvenilirliği ve hukuki uyumu da kapsayan çok boyutlu bir tasarım yaklaşımı gerektirmektedir (Xu et al., 2017).

Ayrıca veri güvenliği, kullanıcıların dijital sağlık uygulamalarına duyduğu güvenin temel belirleyicilerinden biri olarak kabul edilmektedir (Fernández et al., 2012; Wang & Jin, 2019). Kullanıcı güveninin sürdürülebilir biçimde sağlanması, mobil beslenme ve dijital diyetetik ekosisteminin uzun vadeli başarısı açısından stratejik bir öneme sahiptir (Adibi et al., 2013).

Dijital Diyetetik ve Kişiselleştirilmiş Beslenme Yaklaşımları

Kişiselleştirilmiş beslenme, bireyin metabolik yanıtları, yaşam tarzı faktörleri, genetik yatkınlıkları ve psikososyal özellikleri dikkate alınarak oluşturulan beslenme stratejilerini ifade etmektedir (Zeisel, 2020; Barrow et al., 2020). Dijital diyetisyenlik yaklaşımı, bu bireysel parametrelerin sistematik ve bütüncül biçimde analiz edilmesine olanak tanıyarak “herkes için tek tip diyet” anlayışını büyük ölçüde geçersiz kılmaktadır (Barrow et al., 2020; Hinojosa-Nogueira et al., 2024). Yapay zekâ ve veri temelli algoritmalar, kullanıcının günlük yaşam ritmini, alışkanlıklarını ve çevresel koşullarını zaman içinde öğrenerek daha gerçekçi, uygulanabilir ve bireye özgü beslenme planları sunabilmektedir (Zeisel, 2020; Barrow et al., 2020). Bu durum, beslenme müdahalelerinin yalnızca kısa vadeli değil, uzun vadede sürdürülebilir olmasını da desteklemektedir (Cross et al., 2025).

Bu çerçevede mobil diyetisyenlik, davranış değişikliği teorileri, bilişsel-davranışçı yaklaşımlar ve beslenme psikolojisi ile uyumlu bir zeminde ilerleyerek modern diyetetik uygulamalarının dijital karşılığını oluşturmaktadır (Barrow et al., 2020; Cross et al., 2025). Dijital platformlar aracılığıyla sunulan bu yaklaşımlar; bireyin motivasyonunu artırmaya yönelik geri bildirimler, hedef izleme mekanizmaları ve kişiselleştirilmiş rehberlik unsurlarıyla zenginleştirilmektedir (Cross et al., 2025; Galarregui et al., 2024). Ayrıca sosyal destek sistemleri, topluluk etkileşimleri ve dijital koçluk uygulamaları sayesinde kişiselleştirilmiş beslenme yalnızca bireysel bir sağlık müdahalesi olmaktan

çıkmakta, aynı zamanda davranışsal ve toplumsal dönüşümü destekleyen bir sağlık yönetimi modeli hâline gelmektedir (Barrow et al., 2020; Hinojosa-Nogueira et al., 2024).

Sonuç ve Gelecek Perspektif

Mobil beslenme uygulamaları hem bireysel sağlık yönetimi hem de profesyonel diyetetik uygulamalar açısından köklü bir dönüşüm potansiyeli taşımaktadır (Ferrara et al., 2019; Briggs, 2022). Bu teknolojiler, kullanıcıların beslenme davranışlarını yalnızca pasif biçimde kayıt altına almakla sınırlı kalmayıp; verileri gerçek zamanlı olarak analiz edebilme, bireye özgü geri bildirimler sunabilme ve davranış değişikliği süreçlerini aktif biçimde destekleme gibi çok boyutlu işlevler üstlenmektedir (Slazus et al., 2022; Ferrara et al., 2019). Bu yönüyle mobil beslenme uygulamaları, klasik beslenme takibi yaklaşımlarının ötesine geçerek dinamik ve etkileşimli bir sağlık yönetim modeli sunmaktadır (Khazen et al., 2020).

Mobil uygulamalarda yer alan enerji dengesi hesaplamaları, porsiyon kontrol araçları, yapay zekâ destekli besin analizi, giyilebilir sensör entegrasyonu ve bireysel hedef izleme modülleri; modern beslenme yönetimini daha erişilebilir, sürdürülebilir ve etkili hâle getirmektedir (Ferrara et al., 2019; Shinozaki & Murakami, 2020). Bu bütüncül yapı sayesinde dijital beslenme araçları, yalnızca bireysel kullanıcıların sağlıklı yaşam davranışlarını desteklemekle kalmamakta; aynı zamanda klinisyenler ve araştırmacılar için de izleme, değerlendirme ve karar verme süreçlerini güçlendiren güçlü bir teknolojik altyapı sağlamaktadır (Khazen et al., 2020; Briggs, 2022).

Bu bölümde ele alınan teknolojiler, beslenme bilimini yalnızca nicel ölçüm sistemleriyle değil aynı zamanda holistik yaklaşımlarla yeniden tanımlamaktadır. Yapay zekâ modelleri aracılığıyla beslenme davranışlarının öngörülebilir hâle gelmesi, dijital sağlık verilerinin büyük veri analitiği ile işlenmesi ve sensör teknolojilerinin fizyolojik tepkileri anlık olarak yakalaması, gelecekte klinik nutrisyon ve sporcu beslenmesi alanlarında daha hassas müdahalelerin

yapılabilmesine olanak tanımaktadır. Özellikle kişiselleştirilmiş beslenme yaklaşımlarının (precision nutrition) gelişmesi, metabolik, genetik, davranışsal ve çevresel faktörlerin entegrasyonuna dayalı çok katmanlı bir analiz sürecini zorunlu kılmakta; mobil diyetisyenlik modelleri bu çok katmanlı yapının dijital altyapısını oluşturmaktadır. Böylece beslenme bilimi, bireyin biyolojik ve psikososyal özelliklerini eş zamanlı olarak dikkate alan daha kapsamlı bir disiplin hâline gelmektedir.

Gelecek perspektif açısından değerlendirildiğinde, mobil beslenme teknolojilerinin daha da güçleneceği birkaç kritik alan öne çıkmaktadır. Birincisi, tam otomatik besin tanıma sistemlerinin gelişmesiyle kullanıcıların manuel kayıt ihtiyacı minimuma inecek ve beslenme takibinin doğruluğu önemli ölçüde artacaktır. İkincisi, biyosensörlerin mikro düzeyde metabolik parametreleri ölçebilmesi—örneğin anlık glikoz, keton düzeyi, hidrasyon durumu veya inflamatuvar belirteçler—beslenme müdahalelerinin bilimsel temelli ve bireye daha uyarlanabilir olmasını sağlayacaktır. Üçüncüsü, davranış bilimi ile yapay zekânın birleşmesi, kullanıcı motivasyonunu artırmaya yönelik kişiye özel bildirimler, sürdürülebilir hedefler ve psikososyal uyum stratejilerinin geliştirilmesini mümkün kılacaktır. Dördüncü olarak, topluluk temelli dijital platformların gelişmesiyle bireyler yalnızca kendi beslenme süreçlerini değil, aynı zamanda sosyal destek ağları üzerinden kolektif davranış değişikliklerini de deneyimleyebileceklerdir. Bu durum, dijital beslenme araçlarının bireysel sağlık yönetiminin ötesine geçerek toplumsal sağlık politikalarının da bir parçası hâline gelmesini sağlayacaktır.

Bu teknolojik gelişmelerin yanı sıra, gelecek çalışmaların odaklanması gereken bazı kritik noktalar bulunmaktadır. Veri gizliliği ve etik kullanım ilkeleri, dijital sağlık uygulamalarının güvenilirliğini sürdürülebilir kılmak için temel gerekliliklerdir. Aynı şekilde klinik doğrulama çalışmalarının artması, mobil uygulamaların sadece popüler bir dijital araç değil, aynı zamanda kanıta dayalı bir sağlık müdahalesi olarak kabul edilmesini sağlayacaktır. Bununla birlikte,

beslenme takibi uygulamalarının farklı yaş grupları, kronik hastalık profilleri ve sporcu popölasyonlarında etkisinin uzun vadeli olarak değerdendirilmesi, dijital beslenme yönetiminin bilimsel çerçevesini güçlendirecek önemli bir ihtiyaçtır. Ayrıca, kültürel farklılıkların ve sosyoekonomik değışkenlerin dijital beslenme uygulamalarına entegrasyonu, bu teknolojilerin küresel ölçekte daha kapsayıcı ve adil bir şekilde kullanılmasını mümkün kılacaktır.

Sonuç olarak, mobil diyetisyenlik ve beslenme takibi çözümleri, bireylerin sağlıkla ilişkili davranışlarını daha iyi anlamalarını, yönetmelerini ve optimize etmelerini sağlayan yenilikçi bir dijital dönüşüm sürecinin merkezinde yer almaktadır. Bu teknolojilerin gelişimi, beslenme biliminin geleceğini şekillendirecek ve hem klinik hem performans alanlarında daha kişiselleştirilmiş, veriye dayalı ve etkili beslenme stratejilerinin yaygınlaşmasını mümkün hâle getirecektir. Dijital beslenme yönetimi, yalnızca bireysel sağlık çıktılarının değil, aynı zamanda toplum sağlığının da iyileştirilmesine katkı sağlayacak; böylece beslenme bilimi, dijital çağın sunduğu olanaklarla daha güçlü, daha erişilebilir ve daha sürdürülebilir bir disiplin hâline gelecektir.

Kaynakça

- Abdul Khalil, N. M., Mohd Mydin, F. H., & Moy, F. M. (2023). Healthy adults' views and experiences on behavior change strategies in mobile applications for diet monitoring: A single centre qualitative study. *PLOS ONE*, 18(11), e0292390. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0292390>
- Adibi, S., Wickramasinghe, N., & Chan, C. (2013). CCmH: The cloud computing paradigm for mobile health (mHealth). In *Handbook of research on mobile software engineering* (pp. 605–626). IGI Global.
- Atnafu, A., Otto, K., & Herbst, C. H. (2017). The role of mHealth intervention on maternal and child health service delivery: Findings from a randomized controlled field trial in rural Ethiopia. *mHealth*, 3, 39. <https://doi.org/10.21037/mhealth.2017.08.03>
- Audi, A. S., Fernandes, A. E., Coelho, G. S. D. M. A., Moura, A. M. D. S. H. D., Pepe, R. B., Cercato, C., & Mancini, M. C. (2025). Effect of a mobile phone application for dietary self-monitoring on obesity in adolescents: A pilot randomized controlled trial. *European Journal of Clinical Nutrition*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1038/s41430-025-01434-0>
- Barrow, M., Bell, L., & Bell, C. (2020). Transforming personalized nutrition practice. *Nutrition Reviews*, 78(12), 1046–1051. <https://doi.org/10.1093/nutrit/nuaa051>
- Briggs, T. L. M. (2022). Is there really an app for that? Exploring the appropriateness of utilizing diet & nutrition smartphone apps as extensions of the dietetic practice (Doctoral dissertation). Rutgers, The State University of New Jersey.
- Chaudhry, B. M., Siek, K. A., & Connelly, K. (2024). The usability and feasibility of a dietary intake self-monitoring application in a population with varying literacy levels. *Journal of Personalized Medicine*, 14(9), 1001. <https://doi.org/10.3390/jpm14091001>
- Cross, V., Stanford, J., Gómez-Martín, M., Collins, C. E., Robertson, S., & Clarke, E. D. (2025). Do personalized nutrition interventions improve dietary intake and risk factors in adults with elevated cardiovascular disease risk factors? A systematic review and meta-analysis. *Nutrition Reviews*, 83(7), e1709–e1721. <https://doi.org/10.1093/nutrit/nuad170>
- Ferrara, G., Kim, J., Lin, S., Hua, J., & Seto, E. (2019). A focused review of smartphone diet-tracking apps: Usability, functionality, coherence with behavior change theory, and comparative validity of nutrient intake and energy estimates. *JMIR mHealth and uHealth*, 7(5), e9232. <https://doi.org/10.2196/9232>

- Fernández, G., De La Torre-Díez, I., & Rodríguez, J. J. (2012). Analysis of the cloud computing paradigm on mobile health records systems. In 2012 Sixth International Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (pp. 927–932). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IMIS.2012.173>
- Free, C., Phillips, G., Felix, L., Galli, L., Patel, V., & Edwards, P. (2010). The effectiveness of mHealth technologies for improving health and health services: A systematic review protocol. *BMC Research Notes*, 3(1), 250. <https://doi.org/10.1186/1756-0500-3-250>
- Free, C., Phillips, G., Watson, L., Galli, L., Felix, L., Edwards, P., & Haines, A. (2013). The effectiveness of mobile-health technologies to improve health care service delivery processes: A systematic review and meta-analysis. *PLoS Medicine*, 10(1), e1001363. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001363>
- Galarregui, C., Navas-Carretero, S., Zulet, M. A., González-Navarro, C. J., Martínez, J. A., de Cuevillas, B., & Abete, I. (2024). Precision nutrition impact on metabolic health and quality of life in aging population after a 3-month intervention: A randomized intervention. *The Journal of Nutrition, Health & Aging*, 28(7), 100289. <https://doi.org/10.1007/s12603-024-100289>
- Gami, S. J., Sharma, M., Bhatia, A. B., Bhatia, B., & Whig, P. (2024). Artificial intelligence for dietary management: Transforming nutrition through intelligent systems. In *Nutrition controversies and advances in autoimmune disease* (pp. 276–307). IGI Global.
- Godinho, M. A., Jonnagaddala, J., Gudi, N., Islam, R., Narasimhan, P., & Liaw, S. T. (2020). mHealth for integrated people-centred health services in the Western Pacific: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 142, 104259. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2020.104259>
- Hezarjaribi, N., Mazrouee, S., Hemati, S., Chaytor, N. S., Perrigue, M., & Ghasemzadeh, H. (2019). Human-in-the-loop learning for personalized diet monitoring from unstructured mobile data. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 9(4), 1–24. <https://doi.org/10.1145/3369391>
- Hinojosa-Nogueira, D., Subiri-Verdugo, A., Díaz-Perdigones, C. M., Rodríguez-Muñoz, A., Vilches-Pérez, A., Mela, V., & Moreno-Indias, I. (2024). Precision or personalized nutrition: A bibliometric analysis. *Nutrients*, 16(17), 2922. <https://doi.org/10.3390/nu16172922>
- Kalantarian, H., Alshurafa, N., & Sarrafzadeh, M. (2014). A wearable nutrition monitoring system. In 2014 11th International Conference on Wearable

- and Implantable Body Sensor Networks (pp. 75–80). IEEE. <https://doi.org/10.1109/BSN.2014.17>
- Khazen, W., Jeanne, J. F., Demaretz, L., Schäfer, F., & Fagherazzi, G. (2020). Rethinking the use of mobile apps for dietary assessment in medical research. *Journal of Medical Internet Research*, 22(6), e15619. <https://doi.org/10.2196/15619>
- Kong, N. A., Moy, F. M., Ong, S. H., Tahir, G. A., & Loo, C. K. (2023). MyDietCam: Development and usability study of a food recognition integrated dietary monitoring smartphone application. *Digital Health*, 9, 20552076221149320. <https://doi.org/10.1177/20552076221149320>
- Ma, J., Shen, L., Jiang, Y., Ma, H., Lv, F., Liu, J., & Zhu, N. (2022). Wearable self-powered smart sensors for portable nutrition monitoring. *Analytical Chemistry*, 94(4), 2333–2340. <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.1c04839>
- Mortazavi, B. J., & Gutierrez-Osuna, R. (2023). A review of digital innovations for diet monitoring and precision nutrition. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 17(1), 217–223. <https://doi.org/10.1177/19322968221104252>
- Nkosi, M. T., & Mekuria, F. (2010). Cloud computing for enhanced mobile health applications. In 2010 IEEE Second International Conference on Cloud Computing Technology and Science (pp. 629–633). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CloudCom.2010.100>
- Salas-Groves, E., Galyean, S., Alcorn, M., & Childress, A. (2023). Behavior change effectiveness using nutrition apps in people with chronic diseases: A scoping review. *JMIR mHealth and uHealth*, 11(1), e41235. <https://doi.org/10.2196/41235>
- Sempionatto, J. R., Montiel, V. R. V., Vargas, E., Teymourian, H., & Wang, J. (2021). Wearable and mobile sensors for personalized nutrition. *ACS Sensors*, 6(5), 1745–1760. <https://doi.org/10.1021/acssensors.1c00421>
- Shi, Z., Li, X., Shuai, Y., Lu, Y., & Liu, Q. (2022). The development of wearable technologies and their potential for measuring nutrient intake: Towards precision nutrition. *Nutrition Bulletin*, 47(4), 388–406. <https://doi.org/10.1111/nbu.12575>
- Shi, M., Zhou, J., & Cai, M. (2025). Multiple physiological and behavioural parameters identification for dietary monitoring using wearable sensors: A study protocol. *BMC Nutrition*, 11(1), 183. <https://doi.org/10.1186/s40795-025-00816-3>

- Shinozaki, N., & Murakami, K. (2020). Evaluation of the ability of diet-tracking mobile applications to estimate energy and nutrient intake in Japan. *Nutrients*, 12(11), 3327. <https://doi.org/10.3390/nu12113327>
- Silva, B. M., Rodrigues, J. J., de la Torre Díez, I., López-Coronado, M., & Saleem, K. (2015). Mobile-health: A review of current state in 2015. *Journal of Biomedical Informatics*, 56, 265–272. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2015.06.005>
- Slazus, C., Ebrahim, Z., & Koen, N. (2022). Mobile health apps: An assessment of needs, perceptions, usability, and efficacy in changing dietary choices. *Nutrition*, 101, 111690. <https://doi.org/10.1016/j.nut.2022.111690>
- Sundaravadivel, P., Kesavan, K., Kesavan, L., Mohanty, S. P., & Kougianos, E. (2018). Smart-log: A deep-learning-based automated nutrition monitoring system in the IoT. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 64(3), 390–398. <https://doi.org/10.1109/TCE.2018.2865105>
- Tamrat, T., & Kachnowski, S. (2012). Special delivery: An analysis of mHealth in maternal and newborn health programs and their outcomes around the world. *Maternal and Child Health Journal*, 16(5), 1092–1101. <https://doi.org/10.1007/s10995-011-0836-3>
- Turner-McGrievy, G. M., Beets, M. W., Moore, J. B., Kaczynski, A. T., Barr-Anderson, D. J., & Tate, D. F. (2013). Comparison of traditional versus mobile app self-monitoring of physical activity and dietary intake among overweight adults. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 20(3), 513–518. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2012-001510>
- Turner-McGrievy, G. M., Dunn, C. G., Wilcox, S., Boutté, A. K., Hutto, B., Hoover, A., & Muth, E. (2019). Defining adherence to mobile dietary self-monitoring and assessing tracking over time. *Journal of the Academy of Nutrition and Dietetics*, 119(9), 1516–1524. <https://doi.org/10.1016/j.jand.2019.05.012>
- Tsolakidis, D., Gymnopoulos, L. P., & Dimitropoulos, K. (2024). Artificial intelligence and machine learning technologies for personalized nutrition: A review. *Information*, 11(3), 62. <https://doi.org/10.3390/info11030062>
- Wang, X., & Jin, Z. (2019). An overview of mobile cloud computing for pervasive healthcare. *IEEE Access*, 7, 66774–66791. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2919139>
- Xu, B., Xu, L., Cai, H., Jiang, L., Luo, Y., & Gu, Y. (2017). The design of an m-health monitoring system based on a cloud computing platform. *Enterprise Information Systems*, 11(1), 17–36. <https://doi.org/10.1080/17517575.2015.1053411>

- Zeisel, S. H. (2020). Precision (personalized) nutrition: Understanding metabolic heterogeneity. *Annual Review of Food Science and Technology*, 11(1), 71–92. <https://doi.org/10.1146/annurev-food-032519-051718>
- Zheng, J., Wang, J., Shen, J., & An, R. (2024). Artificial intelligence applications to measure food and nutrient intakes: A scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e54557. <https://doi.org/10.2196/54557>.

BÖLÜM 9:

Mobil Kameralar ile Hareket Analizi

Salih ÇABUK¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Geleneksel optoelektronik ve ataletsel ölçüm birimi temelli hareket yakalama sistemlerinden mobil cihaz tabanlı markersız çözümlere uzanan teknolojik dönüşüm, spor ve rehabilitasyon alanlarında kinematik analiz yaklaşımlarını köklü biçimde değiştirmektedir. Optik ve atalet temelli sistemler yüksek doğruluk ve ayrıntılı üç boyutlu veri sağlarken, yüksek maliyet, laboratuvar gereksinimi ve sınırlı taşınabilirlik gibi kısıtlar saha uygulamalarını güçleştirmektedir. Derin öğrenme tabanlı poz tahmini modelleri ise video ve görüntülerden markersız eklem takibi sağlayarak daha esnek, ölçeklenebilir ve düşük maliyetli bir alternatif sunmaktadır. Akıllı telefon ve tablet kameralarına entegre edilen sistemler, yürüyüş, temel fonksiyonel görevler ve spor performans testlerinde klinik açıdan kabul edilebilir hata düzeylerinde eklem açısı ve seçili kinetik değişkenler üretebilmektedir. Bununla birlikte, yüksek hızda yön değiştirme, çok düzlemli hareketler ve üst ekstremité görevlerinde doğruluk, çekim geometrisi, kare hızı ve rolling shutter artefaktları gibi faktörlerden etkilenmektedir. Bu bölüm, mobil ve markersız hareket yakalama sistemlerini donanım özellikleri, çekim ve kalibrasyon ilkeleri, poz tahmini hatları ile geçerlilik ve güvenilirlik bulguları bağlamında yapılandırarak araştırmacı, klinisyen ve antrenörlere yöntem seçimi ve uygulama tasarımında kullanılabilecek bütüncül bir kuramsal çerçeve sunmayı amaçlamaktadır.

Giriş

Hareket yakalama, sporda kinematik analiz yapmak için kullanılan temel yöntemlerden biridir. Geleneksel hareket yakalama sistemlerinin iki ana türü bulunmaktadır: optoelektronik sistemler ve ataletsel ölçüm birimi (IMU) temelli sistemler. Optoelektronik yöntem, insan vücuduna yerleştirilen yansıtıcı markır hareketlerini kızılötesi kameralar aracılığıyla takip ederek veri toplar. Bu yönteme örnek olarak Vicon (Oxford, İngiltere) ve Qualisys (Göteborg, İsveç) verilebilir. Bu sistemler uzun yıllardır çok sayıda bilimsel çalışmada altın standart olarak kabul edilmiş ve yüksek doğrulukta ölçümler sağlamıştır. Ancak bu yüksek doğruluk beraberinde bazı sınırlamaları da getirmektedir. Optoelektronik sistemlerin kullanılabilmesi için kontrollü bir ortam gerekmektedir, ekipman maliyetleri oldukça yüksektir ve sistemin doğru şekilde çalıştırılması uzmanlık gerektirir (Alahmari vd., 2020; Eltoukhy vd., 2021; Noorbhai vd., 2025; Puh vd., 2019; Özbay & Ulupınar, 2023). IMU temelli hareket yakalama yöntemi, ivmeölçer ve jiroskop sensörleriyle doğrusal ivme ve dönme hızını ölçerek vücudun konum ve rotasyonlarını hesaplar. Bu sistemin avantajı, yakalama hacminde bir sınır olmaması ve yüksek doğruluk sunmasıdır. Ancak drift hatası adı verilen zamanla biriken ölçüm hataları oluşabilir ve her cihazın dikkatli bir kalibrasyona ihtiyacı vardır. Bu nedenle IMU teknolojisi, esnek ve taşınabilir olsa da doğru veri için özenli bir kurulum ve veri işleme gerektirir (Noorbhai vd., 2025).

Bilgisayarla görme alanındaki ve teknolojiye son gelişmeler sayesinde, poz tahmini yöntemi kullanılarak görüntüler ve videolar üzerinden de hareket yakalama yapılabilmektedir. Bu yöntem, markırsız hareket yakalama teknolojisine bir örnektir. Markırsız hareket yakalama sistemleri; kurulum karmaşıklığının azalması, daha düşük maliyetli olması ve vücuda herhangi bir markır yerleştirmeden hareketi yakalayabilmesi sayesinde özellikle dinamik spor ortamlarında giderek daha popüler hale gelmektedir. Poz tahmini, insan eklemlerinin konumlarını derin öğrenme modelleri aracılığıyla tahmin etmeyi

amaçlayan bir tekniktir. Bu teknolojiye örnek olarak OpenPose (CMU, Pittsburgh, ABD) (Sárándi vd., 2020) verilebilir ve birçok doğrulama çalışmasında kullanılmıştır (D'Antonio vd., 2020; Ota vd., 2020; Zago vd., 2020; Nakano vd., 2020). Bu yaklaşımın önemli bir avantajı, hedef kişi kameranın görüş alanında kaldığı sürece yalnızca görüntü veya video kullanarak hareketi yakalayabilmesidir. Bu da insan hareketinin izlenmesi ve analiz edilmesi sırasında markır yerleştirme gereksinimini ortadan kaldırmak amacıyla geliştirilmiştir. Zaman alıcı markır yerleştirme sürecinin ortadan kaldırılması sayesinde, hareket yakalama deneyleri daha pratik ve hızlı bir şekilde gerçekleştirilebilir. Ayrıca, vücuda yerleştirilen markırların getirdiği hareket kısıtlamalarının ortadan kalkması, markersız hareket yakalama teknolojisinin daha doğal ve gerçekçi insan hareketlerini çevresel koşullarda yakalayabilmesini sağlar. Üstelik markersız hareket yakalama sistemleri, markerlı çok kameralı sistemlere kıyasla daha taşınabilir ve daha düşük maliyetli sensörler kullanır. Bu özellikleriyle markersız hareket yakalama teknolojisi, ek uygulama alanlarının geliştirilmesi için önemli bir potansiyel sunmaktadır (Wade vd., 2022).

Son yıllarda, akıllı telefon ve tablet gibi mobil cihazlar üzerinde çalışan hareket yakalama çözümleri de dikkat çekici biçimde yaygınlaşmaya başlamıştır. Bu sistemler, mobil cihaz kameralarını birer düşük maliyetli optik sensör olarak kullanmakta; poz tahmini algoritmaları ile entegre edilerek saha ortamında veya klinik dışı koşullarda kinematik verilerin toplanmasına olanak tanımaktadır (Reimer vd., 2022; Ong vd., 2018; Roggio vd., 2021). Tek bir akıllı telefon kamerası kullanılarak yürüyüş analizi yapılabildiğini ve spora özgü görevlerde alt ekstremite eklem açıları ile adım parametrelerinin makul doğrulukta tahmin edilebildiğini gösteren çalışmalar bulunmaktadır (Viswakumar vd., 2022; Barzyk vd., 2024). Benzer şekilde, birden fazla akıllı telefon kamerasını senkronize ederek 3B kinematik ve hatta ters dinamik analizi yapabilen açık kaynaklı sistemler de geliştirilmiş; bu sistemlerin laboratuvar tipi markerlı çözümlere kıyasla bazı eklemlerde 2° – 10° aralığında değişen konumsal hata ile çalışabildiği

rapor edilmiştir (Uhlrich vd., 2023). Mobil cihaz tabanlı hareket yakalama, altyapı gereksinimlerinin görece düşük olması, cihazların yaygın erişilebilirliği ve saha içinde kullanılabilmesi sayesinde özellikle spor performansı izleme, rehabilitasyon ve klinik tarama uygulamaları için önemli bir fırsat sunmaktadır. Markırsız ve mobil cihaz temelli hareket yakalama sistemleri son dönemde oldukça popüler hale gelmesine rağmen, bu sistemlerin spor ve egzersiz alanlarında nasıl kullanılacağına, uygulama süreçlerine ve dikkat edilmesi gereken hususlara dair kaynaklar oldukça sınırlıdır. Bu nedenle, bu sistemlere dair güncel bilgilerin derlenmesi ve kullanılan yöntemlerin özetlenmesine yardımcı olacak bir çerçeve sunulması elzemdir.

Hareket Yakalama

Hareket yakalama, nesnelerin konum ve yönelimlerinin bilgisayar tarafından işlenebilir bir formda kaydedilmesi süreci olarak tanımlanmaktadır. Bu teknoloji, özellikle tıp, spor ve eğlence endüstrisinde insan ve hayvan hareketlerinin ayrıntılı biçimde kaydedilmesi amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır. Elde edilen hareket verileri; biyomekanik alanında yürüme analizi (Cloete ve Scheffer, 2008; Corazza vd., 2006) ve spor uygulamalarında sporcu hareketlerinin optimizasyonu (Fradet vd., 2003; Nathan, 2008; Bideau vd., 2004; Ghasemzadeh ve Jafari, 2010) gibi amaçlarla değerlendirilmekte; eğlence sektöründe ise çoğunlukla oyun ve sinema endüstrisinde karakter animasyonu üretiminde kullanılmaktadır (bkz. Şekil 2.1). Buna ek olarak, hareket yakalama sistemleri endüstriyel proseslerin izlenmesi, askeri eğitim ve simülasyonlar ile çeşitli araştırma uygulamalarında da önemli bir araç olarak kullanılmaktadır.



Şekil 1. Avatar filminde yüz hareketlerinin yakalanması.

Hareket yakalama, 1970’lerden bu yana önemli ölçüde araştırma ilgisi çekmiş ve bu süreçte çok sayıda hareket yakalama sistemi geliştirilmiştir. Bu sistemlerde mekanik, optik, manyetik, atalet temelli (inertial), ultrasonik ve hibrit yaklaşımlar da dâhil olmak üzere çeşitli teknikler kullanılmıştır (Bachmann, 2000; Cloete ve Scheffer, 2008; Zhang vd., 2009).

Marker Temelliden Markersız Hareket Analiz Sistemlerine

Optoelektronik, stereofotogrametrik çok kameralı yakalama sistemleri, vücuda yerleştirilen yansıtıcı markırların takibine dayalı hareket analizi için halen altın standart olarak kabul edilmektedir. Bu sistemlerin en yaygın örneklerinden biri olan Vicon (Vicon Motion Systems, Oxford, Birleşik Krallık), çok sayıda kızılötesi kamera aracılığıyla kinetik, kinematik ve zamansal-mekânsal değişkenlerin yüksek hassasiyetle analizine imkân tanımaktadır. Eklemlerle ilişkili anatomik referans noktalarına yerleştirilen markırlar sayesinde, insan hareketinin uzaysal özellikleri ayrıntılı biçimde izlenebilmekte; her bir eklemin zamana bağlı hareket paternleri çözümlenerek travma sonrası veya cerrahi müdahaleler dahil çeşitli bozuklukların ortaya çıkardığı fonksiyonel kısıtlılık ve özürllülük düzeyi değerlendirilebilmektedir. Vicon sistemi, klinik yürüme analizi, ampute rehabilitasyonu, alt ekstremité hareketleri, serebral palsi, motor kontrol ve sinirbilimleri gibi geniş bir yelpazede kullanılmakta; Nexus yazılım platformu

ise kullanıcıların özelleştirilebilir iş akışları ile veri işleme süresini azaltmasına ve gereksinime göre özet ya da ayrıntılı raporlar üretmesine olanak sağlamaktadır. Bununla birlikte marker temelli sistemler; uzun hazırlık süresi, yumuşak doku artefaktları, markırların bazı hareketlerin doğal icrasını kısıtlaması, yüksek maliyet ve geniş fiziksel kurulum gereksinimi gibi önemli sınırlılıklar taşımaktadır. Anatomik işaret noktalarının yerleştirilmesi klinisyenin becerisine bağlı olduğundan, özellikle transvers düzlem hareketlerinde günler ve uygulayıcılar arası kaçınılmaz yerleşim farklılıkları güvenilirliği azaltmakta; eklem merkezi ve segment pozunu tanımlamaya yönelik farklı protokoller ise aynı yürüme döngüsü için dahi özellikle sagittal düzlemde değişken sonuçlar üretebilmektedir (Roggio vd., 2021; Cai vd., 2019).

Bu bağlamda markersız hareket analiz sistemleri, spor biyomekaniği ve rehabilitasyon alanında araştırma ve uygulamayı önemli ölçüde geliştirebilecek, hızlı, tamamen otomatik ve non-invaziv bir alternatif olarak öne çıkmaktadır. Markır yerleştirilmesine bağlı uzun hazırlık süreleri ve zahmetli manuel işlemler ortadan kalktığı için, hareketin sıradan bir laboratuvar ortamında yürütülen normal antrenman esnasında analiz edilebilmesi mümkün hale gelmektedir. Ayrıca bu sistemler, biyomekanik laboratuvarlarında sıkça karşılaşılan bir ikileme, yani ölçüm doğruluğu ile artefaktsız, gerçekçi hareketin yeniden üretimi arasındaki denge arayışına makul bir çözüm sunma potansiyeline sahiptir (Roggio vd., 2021). Nitekim son yıllarda çok sayıda araştırmacı, yürüme, sıçrama ve koşu gibi biyomekanik laboratuvarlarında en sık incelenen hareketleri ele alarak, markersız sistemlerin doğruluğunu marker temelli tekniklerle karşılaştırmalı olarak incelemiş ve bu sistemlerin belirli koşullar altında klinik ve saha uygulamaları için umut verici bir araç olabileceğini ortaya koymuştur (Corazza vd., 2010; Sandau vd., 2014; Roggio vd., 2021).

Mobil Kameralar ile Hareket Yakalamada Temel Bileşenler

Mobil kameralar ile hareket yakalama, temelde üç ana bileşenin etkileşimine dayanmaktadır: (i) kamera ve mobil cihaz donanımı, (ii) çekim geometrisi ve

kalibrasyon süreci, (iii) görüntü işleme ve poz tahmin hattı (pipeline). Bu bileşenlere ek olarak, çevresel koşullar ve kullanıcıya ilişkin değişkenler de ölçümlerin kalitesini doğrudan etkileyebilmektedir.

Kamera ve Mobil Cihaz Donanımı

Mobil hareket yakalama sistemlerinde kullanılan temel sensör, akıllı telefon veya tabletlerde yer alan dijital kamera modülüdür. Bu modülün bazı kritik özellikleri, elde edilecek kinematik verilerin doğruluğunu ve kullanılabilirliğini belirlemektedir (Niu vd., 2024; Roggio vd., 2024):

Çözünürlük (*spatial resolution*): Kamera sensörünün piksel yoğunluğu, eklem noktalarının konumlarının ne kadar hassas tespit edilebileceğini belirler. Daha yüksek çözünürlük, özellikle küçük eklem hareketlerinin veya distal segmentlerin (el, ayak) izlenmesinde avantaj sağlar; ancak dosya boyutu ve işlem yükünü artırabilir (Niu vd., 2024; Vincent vd., 2022; Viswakumar vd., 2022; Blahnik ve Schindelbeck, 2021; Wade vd., 2022).

Kare hızı (*frame rate*): Zaman çözünürlüğünü belirleyen kare hızı, özellikle sıçrama, sprint, atış gibi hızlı hareketlerin analizinde kritik öneme sahiptir. Düşük kare hızında hızlı hareketler “bulanık” örneklenebilir ve pik değerler olduğundan düşük hesaplanabilir. Bu nedenle, mümkün olduğunca yüksek ve üzeri kayıt tercih edilmesi önerilmektedir (Handa vd., 2012; Song ve Godøy, 2016; Wade vd., 2022).

Enstantane ve shutter tipi: Pek çok mobil cihazda kullanılan “rolling shutter” yapısı, hızlı hareket eden segmentlerde geometrik bozulmalara yol açabilir. Bu durum, özellikle üst ekstremité hareketlerinde veya hızlı bacak salınımlarında eklem konumlarının kareler arası kaymasına neden olarak kinematik hesaplamaları etkileyebilmektedir (González vd., 2020; Wade vd., 2022; Hedborg vd., 2011).

Lens ve görüş alanı (*field of view*): Geniş açılı (wide) lensler, daha fazla hareket hacmini tek karede yakalama avantajı sunarken, distorsiyon miktarını artırabilir. Distorsiyon, görünürde küçük olsa da eklem açıları ve segment uzunlukları

hesaplanırken hataya yol açabileceği için, mümkünse orta genişlikte lens ve lense uygun kalibrasyon tercih edilmelidir (Corazza vd., 2006; Uhlich vd., 2023).

Çekim Geometrisi ve Kamera Konumlandırma

Mobil kameralarla yürütülen hareket yakalama çalışmalarında, kameranın konumu, yüksekliği ve hedefe olan mesafesi en az model seçimi kadar kritiktir. Çekim geometrisi doğru kurgulanmadığında, en gelişmiş poz tahmin modeli bile istenen doğrulukta sonuç vermeyebilir (Rahimian ve Kearney, 2016; Reimer vd., 2022; Uhlich vd., 2023; Sundaresan ve Chellappa, 2005).

Görüş düzlemi ve açısı: İki boyutlu (2B) analizlerde kamera, incelenen hareket düzlemine mümkün olduğunca dik konumlandırılmalıdır. Örneğin sagittal düzlem kinematikini değerlendirmek için, kamera hareket yönüne tam yandan bakacak şekilde yerleştirilmelidir (Rahimian ve Kearney, 2016; Reimer vd., 2022).

Mesafe ve kadraj: Kamera ile katılımcı arasındaki mesafe hem tüm vücudun kadrja sığmasını hem de eklemlerin yeterli piksel yoğunluğuna sahip olmasını sağlayacak şekilde ayarlanmalıdır. Çok yakın mesafede perspektif bozulmaları artarken, çok uzak mesafede eklem noktaları birkaç piksele sıkışarak modelin tahmin doğruluğu azalabilir (Rahimian ve Kearney, 2016; Reimer vd., 2022; Yang ve Park, 2024).

Yükseklik: Genel bir yaklaşım olarak, kamera optik ekseninin katılımcının pelvis seviyesi civarında veya gövde merkezine yakın bir hizada olması önerilmektedir (Rahimian ve Kearney, 2016).

Çoklu kamera kullanımı: Tek kamerayla yapılan çekimler çoğunlukla 2B kinematikle sınırlıdır. İki veya daha fazla mobil kamera farklı açılardan konumlandırıldığında, uygun kalibrasyonla 3B rekonstrüksiyon teorik olarak mümkün hâle gelir. Ancak çoklu kamerada senkronizasyon, kalibrasyon ve veri birleştirme süreçleri ek bir teknik karmaşıklık getirir (Rahimian ve Kearney, 2016; Uhlich vd., 2023; Sundaresan ve Chellappa, 2005).

Görüntü İşleme ve Poz Tahmin Hattı

Mobil kameralar ile hareket yakalama sürecinin bir diğer temel bileşeni, görüntü işleme ve poz tahmin pipeline'ıdır. Bu hat, kabaca şu alt basamaklardan oluşur:

Görüntü edinimi (image acquisition): Video karelerinin belirli bir çözünürlük ve kare hızında kaydedilmesidir.

Ön-işleme (pre-processing): Renk düzeltme, gürültü azaltma, görüntü boyutlandırma ve gerekli ise arka plan maskeleymesi gibi işlemler uygulanır. Bazı modeller, belirli bir giriş boyutu (örneğin 256×256 piksel) gerektirdiğinden, videolar bu formatlara yeniden ölçeklendirilir.

Poz tahmini (pose estimation): Seçilen derin öğrenme modeli her kare için eklem noktalarının konumlarını ve genellikle bir güven skoru çıktısını üretir.

Zaman serisi oluşturma ve filtreleme: Çerçeveler arası küçük sıçramalar ve model kaynaklı gürültüleri azaltmak için, eklem koordinatlarına düşük geçiren filtreler, hareketli ortalama veya daha gelişmiş yumuşatma yöntemleri uygulanır.

Olay tespiti ve segmentasyon: Yürüme, sıçrama veya squat gibi görevlerde; önemli zaman noktalarının (initial contact, take-off, toe-off) belirlenmesi için, eklem trajektorileri ve hız profilleri analiz edilir (Morikawa vd., 2021; Reimer vd., 2022; Aoyagi vd., 2022; Thabet vd., 2014).

Hareket Yakalama ve Poz Tahmin Modelleri

Son yıllarda, geliştirilen açık kaynaklı (open-source) sistemler, akademik araştırmalarda, biyomekanik analizlerde ve klinik uygulamalarda önemli bir ivme kazanmıştır. Bu sistemler, ticari yazılımların yüksek maliyet, donanım bağımlılığı ve kapalı mimari sınırlılıklarını ortadan kaldırarak, araştırmacılara esnek, ölçeklenebilir ve özelleştirilebilir bir çalışma ortamı sunmaktadır. Özellikle makine öğrenmesi (Machine Learning; ML) ve derin öğrenme (Deep Learning) alanlarındaki hızlı gelişmeler, poz tahmini ve insan hareket analizine yönelik modellerin sayısında dikkate değer bir artışa yol açmıştır. Bununla birlikte, bu modellerin bir kısmı özel (kapalı kaynak) olarak geliştirilmiş ve yalnızca ticari lisanslarla erişilebilirken, OpenPose, DeepLabCut, HRNet,

MediaPipe, MoveNet gibi açık kaynaklı modeller, bilimsel toplulukta yaygın biçimde benimsenmiştir. Bu modeller, farklı araştırma ihtiyaçlarına göre hız, doğruluk, platform uyumluluğu ve hesaplama verimliliği açısından çeşitlilik göstermektedir (Roggio vd., 2024; Neto vd., 2012; Li vd., 2024) (Tablo 1).

Tablo 1. Modellerin genel özelliklerinin karşılaştırmalı özeti (Roggio vd., 2024)

Model	Yıl	Geliştirici Kurum	Anahtar Nokta Sayısı (Landmarks)	Koord.	Boyut	Eğt. Veri Setleri	Mobil Uyg. Desteği
OpenPose	2017	Carnegie Mellon Üni.	135	x ve y	2D	COCO ve MPII	Sınırlı
PoseNet	2017	Google AI	17	x ve y	2D	COCO ve dahili veri	Evet
AlphaPose	2017	SenseTime	17	x ve y	2D	COCO ve MPII	Sınırlı
DeepLabCut	2018	Mackenzie Mathis Lab	Kullanıcı tanımlı	x ve y	2D	Dahili veri	Sınırlı
HRNet	2019	Microsoft Research	17	x ve y	2D	COCO, MPII vd.	Sınırlı
MediaPipe Pose	2019	Google AI	33	x, y ve z	3D	Dahili veri	Evet
BlazePose	2020	Google AI	33+	x, y ve z	3D	Dahili veri	Evet
EfficientPose	2020	Megvii	17	x ve y	2D	COCO ve MPII	Evet
MoveNet	2021	Google AI	17	x ve y	2D	COCO ve dahili veri	Evet

Not: COCO= Common Objects in Context; MPII= Max Planck Institute for Informatics Human Pose Dataset; 2D= İki boyutlu; 3D= 3 boyutlu.

OpenPose: Carnegie Mellon Üniversitesi tarafından C++ diliyle geliştirilmiş olup, 2017 civarında yayımlanan ilk büyük sürümüyle gerçek zamanlı insan pozu tahmininde devrim yaratmıştır (Cao vd., 2017). Bu bilgisayarlı görü kütüphanesi, görüntülerde ve videolarda birden fazla kişinin bulunduğu sahnelerde bile vücut

eklem noktalarını (body keypoints) tespit etmeyi mümkün kılar (Osokin, 2018). OpenPose'un uygulama alanları oldukça geniştir; spor ve egzersizlerde hareket analizi, fitness takibi ve insan-bilgisayar etkileşiminde (gesture recognition) jest tanıma gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır (Cronin vd., 2024; Neto vd., 2012).

PoseNet: Google AI tarafından 2017 civarında piyasaya sürülmüş olup, özellikle web ortamlarında gerçek zamanlı poz tahmini konusunda öne çıkmaktadır. Görüntülerde veya videolarda bireylerin pozlarını doğrudan web tarayıcılarında tahmin edebilecek şekilde tasarlanmıştır. Başlıca uygulama alanları; etkileşimli kullanıcı deneyimleri, fitness takibi, hareket tabanlı oyunlar ve tele-tıp uygulamalarıdır (Kendall vd., 2015; Chua vd., 2021).

AlphaPose: 2017 yılında SenseTime ekibi tarafından geliştirilmiş ve OpenPose gibi çoklu kişi poz tahmininde (multi-person pose estimation) doğruluğu artırmayı hedeflemiştir. AlphaPose, önce görüntüdeki bireyleri tespit edip ardından bu bölgelerdeki pozu iyileştiren Region Proposal Network (RPN) tabanlı yeni bir yaklaşım sunmuştur. Bu sistem, özellikle kalabalık ortamlarda grup dinamiklerinin analizi, spor videolarında çoklu sporcu takibi ve güvenlik kameralarında davranış analizi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır (Zhao vd., 2022; Roggio vd., 2024; Neto vd., 2012).

DeepLabCut (DLC): 2018 yılında Mackenzie Mathis Laboratuvarı tarafından tanıtılmış ve başlangıçta hayvanlarda markersız poz tahminine odaklanmıştır. İlk olarak standart kameralar ve videolar kullanılarak hayvan davranışlarının ve hareketlerinin analizinde uygulanmış (Mathis vd., 2018) olsa da insan hareket analizi için de oldukça uyarlanabilir olduğu kanıtlanmıştır. Fiziksel işaretleyicilere (markers) ihtiyaç duymadan çalışan DeepLabCut, spor bilimlerinde koşu kinematiği (Van Hooren vd., 2023) veya açık alan sporlarının analizi (Drazen vd., 2021) gibi uygulamalarda yaygın biçimde kullanılmaktadır. Ayrıca, klinik ortamlarda nörolojik hastalıklarda hareket bozukluklarının

değerlendirilmesi ve rehabilitasyon protokollerinin geliştirilmesinde de kullanılmaktadır (Milone vd., 2024; Roggio vd., 2024).

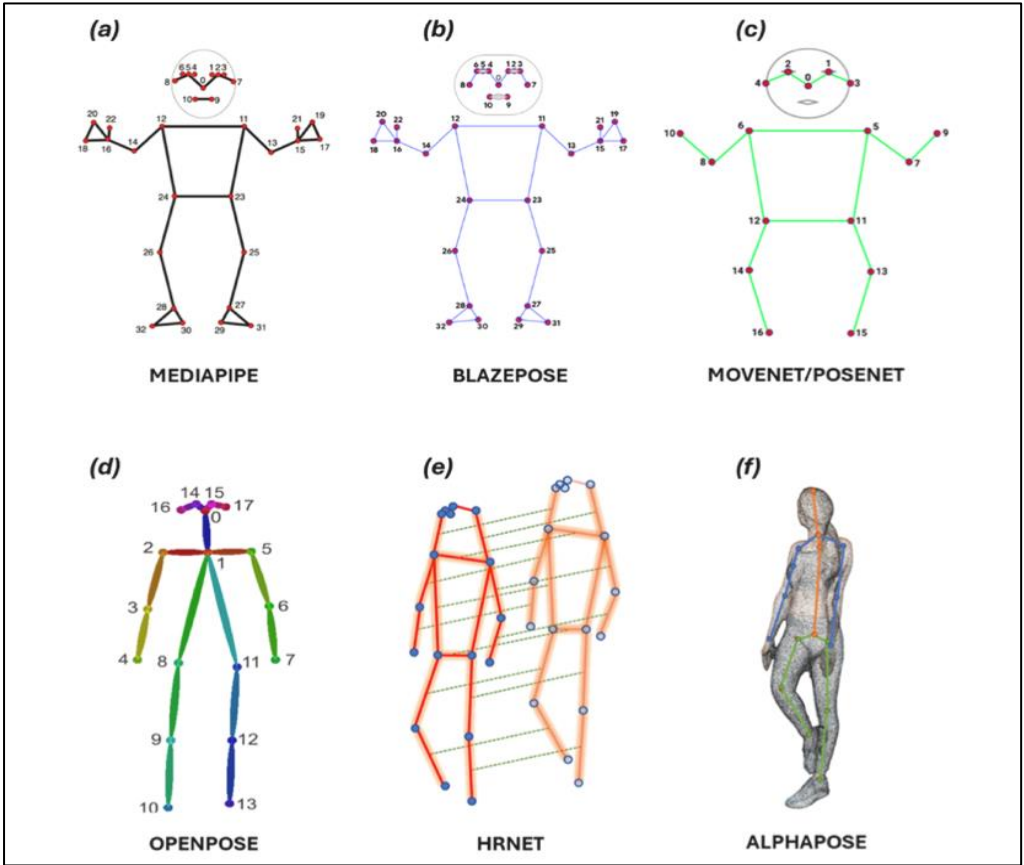
HRNet: 2019’da Microsoft tarafından geliştirilmiş olup, tahmin süreci boyunca yüksek çözünürlüklü temsilleri (high-resolution representations) koruyan yeni bir mimari sunmuştur. “High-Resolution Network” adını buradan alan HRNet, özellikle zorlu koşullarda bile yüksek doğrulukla insan pozunu tahmini yapabilmesiyle öne çıkar. Günümüzde, ayrıntılı hareket analizi veya artırılmış gerçeklik uygulamaları gibi yüksek doğruluk gerektiren sistemlerde temel bir bileşen olarak kullanılmaktadır (Sun vd., 2019; Li vd., 2024b; Neto vd., 2012).

MediaPipe Pose: 2019 yılında Google AI’nın geniş MediaPipe çerçevesinin bir parçası olarak geliştirilmiştir. Bu sistem, gerçek zamanlı, yüksek doğrulukta vücut takibi (body tracking) sağlamaya odaklanır. Video akışları veya fotoğraflar gibi sensör girdilerinden veri çıkarımı (data inference) yapabilen bir çerçeve olarak tasarlanmıştır ve hızlı prototipleme ile görsel algı sistemlerinin (perception pipelines) oluşturulmasında oldukça etkilidir. MediaPipe Pose’un çok yönlülüğü, onu web, mobil ve masaüstü ortamlarında kullanılabilir hale getirmiştir (Lugaresi vd., 2019; Roggio vd., 2024).

BlazePose: Kısa bir süre sonra, Google AI 2020’nin başlarında BlazePose’u duyurmuştur. BlazePose, mobil ve gömülü cihazlara özel olarak tasarlanmış hızlı ve yüksek doğrulukta bir poz tahmin çözümüdür. Özellikle gerçek zamanlı fitness takibi ve jest kontrol arayüzlerinde (gesture control interfaces) kullanılmaktadır. Düşük güç tüketimli cihazlarda bile güvenilir sonuçlar verebilmesi sayesinde, mobil uygulamalarda yaygın olarak benimsenmiştir (Bazarevsky vd., 2020; Mroz vd., 2021; Neto vd., 2012).

EfficientPose: Megvii tarafından 2020 yılında yayımlanmış ve insan pozunu tahmininde doğruluk ile hesaplama verimliliği arasındaki dengeyi sağlamayı hedeflemiştir (Groos vd., 2021). Gerçek zamanlı poz takibi veya düşük güçlü cihazlarda çalışması gereken uygulamalarda kullanılmak üzere optimize edilmiştir. Ölçeklenebilir mimarisi sayesinde, performans ile doğruluk arasında

esnek bir denge kurabilmektedir ve bu yönüyle gelecek nesil hareket analizlerinin temel taşlarından biri olarak görülmektedir (Roggio vd., 2024; Groos vd., 2021). **MoveNet**: Google AI tarafından 2021’de tanıtılmış olup, gerçek zamanlı poz tahmininde hız ve doğruluk açısından sınırları zorlayan modellerden biridir. İki varyasyonla sunulmuştur: “Lightning” versiyonu, gecikmeye duyarlı (latency-critical) uygulamalar için; “Thunder” versiyonu ise yüksek doğruluk gerektiren uygulamalar için tasarlanmıştır. MoveNet, etkileşimli fitness deneyimleri ve jest tanıma sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Roggio vd., 2024; Bajpai ve Joshi, 2021).



Şekil 2. Farklı poz tahmin yöntemleri tarafından gerçekleştirilen iskeletsel anahtar noktaların tespitine ilişkin bir görsel gösterimi.

Mobil Uygulama Tabanlı Hareket Yakalama Sistemleri: Örnek Uygulamalar ve Ölçüm Özellikleri

Mobil Uygulama Tabanlı Hareket Yakalama Sistemleri

OpenCap

OpenCap (Stanford, ABD), açık kaynaklı (open-source), web tabanlı ve markersız bir hareket yakalama sistemidir (Uhlrich vd., 2023). Bu sistem, iki iOS cihazı (örneğin iPhone veya iPad) ve bir dizüstü bilgisayar kullanarak, kinematik verileri bulut tabanlı yazılım aracılığıyla işler ve çıktı olarak sunar. Geleneksel marker tabanlı laboratuvar sistemleriyle karşılaştırıldığında, OpenCap düşük maliyetli, kolay kurulabilir ve minimum bakım gerektiren bir yapıya sahiptir. Bu özellikleri sayesinde laboratuvar dışı ortamlarda kullanıma son derece uygundur. Vücuda marker yerleştirme gereksinimini ortadan kaldırarak, spora özgü ortamlarda doğal hareketlerin analiz edilmesine olanak tanır. Bu yönüyle sistem hem klinik hem de sportif uygulamalar için umut verici bir araç olarak görülmektedir (Verheul vd., 2024).

Move.ai 3D Motion

Move.ai 3D Motion, hareket yakalama teknolojisini mobil ortama taşıyan yenilikçi bir uygulamadır. iOS tabanlı bu sistem, yalnızca bir iPhone kamerası kullanarak insan hareketlerini yüksek doğrulukla yakalayabilmekte ve herhangi bir marker, sensör veya özel kıyafet gerektirmemektedir. Uygulama, derin öğrenme (deep learning) tabanlı bilgisayarlı görü algoritmaları aracılığıyla video kareleri üzerinde vücudun iskeletsel eklem noktalarını (skeletal landmarks) tespit eder ve bu verileri 3B (üç boyutlu) poz tahminine dönüştürür. 60 fps çözünürlükte çekilen videolar, uygulama tarafından işlenerek FBX veya USD formatlarında dışa aktarılabilir; böylece elde edilen hareket verileri Unreal Engine, Blender veya Maya gibi profesyonel animasyon ve VFX yazılımlarında doğrudan kullanılabilir. Move.ai platformu, farklı kullanım senaryolarına göre özelleştirilmiş sürümler sunar: “Move One” tek kamerayla bireysel kullanım için tasarlanmışken, “Move Pro” çoklu kamera desteği ile daha yüksek doğruluk

gerektiren çekimlerde kullanılır. Ayrıca “Move Live” sürümü, gerçek zamanlı (real-time) hareket yakalama gerektiren uygulamalarda tercih edilmektedir. Bu yönüyle Move.ai, geleneksel marker tabanlı sistemlere kıyasla daha düşük maliyetli, kolay kurulabilir ve erişilebilir bir çözüm sunmaktadır (<https://www.move.ai>).

Dartfish Hareket Analizi

Dartfish Motion Analysis, video tabanlı hareket analizine odaklanan (Aktaş, 2024) hem spor performansı hem de klinik uygulamalarda yaygın şekilde kullanılan bir yazılım platformudur. Dartfish, videolar arasında eşzamanlı karşılaştırma (split-screen), üst üste bindirme (overlay / ghosting) ve hareket parametrelerinin ölçümü (örneğin eklem açıları, mesafe, hız, ivme ve hareket zamanı) gibi özellikler içerir. “SimulCam” ve “StroMotion” gibi özel görselleştirme modülleri, performansçıların belirli pozlarını sanal olarak üst üste bindirip karşılaştırmayı kolaylaştırır. Mobil uygulama desteği de bulunur; “myDartfish Express” mobil uygulaması ile kullanıcılar doğrudan telefonlarından video çekebilir, analiz yapabilir ve yapılan analizleri bulut üzerinden senkronize edebilirler. Ayrıca Dartfish’ın “live” çözümü, canlı video akışı üzerinde analiz ve etiketleme (tagging) desteği sunar, bu sayede antrenörler ya da sağlık uzmanları saha içinden, gerçek zamanlı olarak hareket dizilerini inceleyebilirler (Khadilkar vd., 2014).

Mobil Uygulama Tabanlı Hareket Yakalama Sistemlerin Ölçüm Özellikleri: Geçerlilik ve Güvenirlilik

OpenCap performansını değerlendiren bir çalışmada, Kakavand ve arkadaşları (2024), sistemi bir marker tabanlı hareket yakalama sistemiyle karşılaştırmıştır. Çalışma, on sağlıklı yetişkin katılımcıyla gerçekleştirilmiş ve kalça, diz ve ayak bileği eklemlerinin sagittal düzlem kinematik ve dinamik ölçümleri yapılmıştır. Sonuçlar, OpenCap ve marker tabanlı sistem arasında kalça, diz ve ayak bileği eklem açıları için çok yüksek korelasyonlar ($r > 0.98$) olduğunu göstermiştir (Kakavand vd., 2024). Uhlich ve meslektaşları (2023) tarafından yapılan bir

başka çalışmada, OpenCap sistemi yürüme, çömelme, oturma-kalkma ve drop jump gibi çeşitli görevlerde marker tabanlı sistemlerle karşılaştırılmıştır. Sistem, özellikle erken duruş fazında diz addüksiyon momentini tahmin etmede yüksek doğruluk ($R^2 = 0.80$) göstermiş ve bireysel yük değişimlerinin yönünü öngörmeye umut verici sonuçlar elde etmiştir (Uhlrich vd., 2023). Kanko ve diğerleri (2021) ise yürüyüş sırasında ortalama 6.1° RMSD değeri bulmuştur (Kanko vd., 2021). Turner ve arkadaşları (2024), üç farklı hareket türünde (zıplama-iniş-tepki, tek bacak sıçrama ve lateral-dikey sıçrama) yaptığı çalışmada OpenCap için ortalama RMSE değerlerinin 2.39° – 6.87° arasında değiştiğini, genel ortalamanın ise 4.4° olduğunu bildirmiştir (Turner vd., 2024). Lima ve diğerleri (2024), CMJ, tek bacak üçlü dikey sıçrama, tek bacak squat, lateral step-cut ve lateral hop görevlerini içeren eş zamanlı bir doğrulama çalışmasında, tüm görevler ve eklem açıları için ortalama RMSE değerini $6.3^\circ \pm 3.5$ olarak hesaplamış; değerlerin 1.9° (95% CI: 1.4–2.4) ile 15.7° (95% CI: 13.5–17.8) arasında değiştiğini rapor etmiştir. Çalışmada daha fazla kalça fleksiyonu gerektiren görevler (örneğin CMJ: 8.6° , iniş fazı: 9.5° , squat: 12.2°) daha düşük geçerlilik göstermiştir; buna karşılık daha az kalça fleksiyonu içeren lateral step-cut (6.1°) ve lateral hop (5.7°) görevlerinde daha yüksek doğruluk bulunmuştur (Lima vd., 2024).

Khadilkar ve arkadaşları (2014), Dartfish video bazlı hareket analiz yazılımının geçerliliğini ve güvenilirliğini araştırmışlardır. Ölçümler arası tekrar (test-retest) güvenilirliği ICC = 0,45 ile 0,94 arasında bulunmuş; değerlendiriciler arası (inter-rater) güvenilirlik ise ICC = 0,68 ile 1,00 arasında değişerek “orta ile mükemmel” arasında bir uyum göstermiştir (Khadilkar vd., 2014). Amirfakhrian (2023) çalışmasında, Dartfish video analizi sisteminin referans alınarak giyilebilir sensör temelli “motion shirt” uygulamasının geçerliliği incelenmiştir. Araştırmada, sağlıklı katılımcılar tarafından standart FIT-HaNSA omuz görevleri yerine getirilirken, aynı anda hem hareket gömleğindeki aktif sensörler kullanılarak hem de Dartfish ile video üzerinden omuz açılarının ölçülmesi sağlanmıştır. Sonuç olarak, çalışmada ölçülen açılarla Dartfish analizinden elde edilen açılar arasında

büyük oranda örtüşme gözlenmiş; bu da “motion shirt” sisteminin omuz hareketlerinin izlenmesinde geçerli bir araç olabileceğini göstermiştir (Amirfakhrian, 2023). Norris ve Olson (2011), mekanik kaldırma sırasında Dartfish yazılımıyla yapılan iki boyutlu açısal analizlerin gonyometriye karşı yüksek eşzamanlı geçerliğe sahip olduğunu (kalça $r=0.95$, diz $r=0.98$; $p>0.05$ fark yok) ve mükemmele yakın güvenilirlik sergilediğini bildirdi (intra-rater ICC kalça 0.99, diz 0.98; inter-rater ICC 0.91–0.98). Günler arası test-tekrar test güvenirliliği kalça için 0.79, diz için 0.91 olarak raporlanmıştır; bu sonuçlar, klinikte Dartfish 2B video analizinin kalça ve diz hareket paternlerini nesnel olarak değerlendirmede kullanışlı ve tekrarlanabilir olduğunu, klinik anlamlı değişim için ise yaklaşık $\geq 6^\circ$ ’lık bir eşiğin dikkate alınabileceğini göstermektedir (Norris ve Olson, 2011).

Sonuç ve Gelecek Perspektif

Mobil cihaz tabanlı markersız hareket yakalama sistemleri, sahaya ve günlük yaşama en hızlı nüfuz edecek bileşenleri olarak öne çıkmaktadır. Akıllı telefon ve tablet kameralarının yaygın erişilebilirliği, yüksek çözünürlük ve kare hızına sahip sensörlerle donatılmaları ve giderek artan işlem kapasiteleri, bu cihazları hem spor performans analizinde hem de rehabilitasyon izleminde cazip bir platform haline getirmektedir. Mobil kameralar ve poz tahmini algoritmalarına dayalı sistemler, geleneksel laboratuvar temelli optoelektronik çözümlere düşük maliyetli, taşınabilir ve saha koşullarına uyarlabilir bir alternatif sunabilmektedir. Mevcut literatür, özellikle yürüme ve temel fonksiyonel görevler için eklem açıları ve seçili kinetik değişkenlerde klinik açıdan kabul edilebilir düzeyde hata payları rapor ederek bu sistemlerin geçerlilik ve güvenilirlik açısından umut verici olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, hızlı yön değiştirme içeren spor becerileri, üst ekstremité hareketleri, yüksek hızdaki aksiyonlar ve çoklu düzlem hareketlerin analizi söz konusu olduğunda; kamera yerleşimi, çekim geometrisi, kare hızı, rolling shutter artefaktları, model eğitildiği veri setlerinin temsil gücü ve gizli yumuşatma (smoothing) filtreleri gibi

faktörler hâlen önemli kısıtlar oluşturmaktadır. Gelecek çalışmalarda, farklı yaş grupları ve performans düzeylerinde sporcu popülasyonları için görev-spesifik doğrulama protokollerinin standartlaştırılması, 2B mobil kamera verilerinin IMU veya derinlik sensörleri ile hibrit şekilde birleştirildiği yaklaşımların test edilmesi ve gerçek zamanlı geribildirim sunan, klinik ve saha akışlarına entegre edilebilir yazılımların geliştirilmesi önem taşımaktadır. Ayrıca, bu teknolojilerin ölçeklenmesi ve yaygınlaşması sürecinde veri güvenliği, mahremiyet ve etik ilkelere ilişkin çerçevelerin güncel düzenlemelerle uyumlu biçimde ele alınması gerekmektedir. Sonuç olarak, mobil kameralar ile hareket analizi, uygun metodolojik tasarım ve titiz bir doğrulama süreciyle desteklendiğinde, spor performansı izlemi, klinik tarama ve rehabilitasyon uygulamalarında yüksek katma değer sunma potansiyeline sahip, hızla gelişen bir araştırma ve uygulama alanı olarak konumlanmaktadır.

Kaynakça

- Aktaş, B. S. (2024). Video Analiz Yönteminin Performans ve Teknik Gelişimine Katkısı (Alp Disiplini Örneği). İçinde: Alaeddinoğlu, V., Kishalı, N. F. ve Dertli, M. E. (eds.), Sporda Antrenman ve Egzersiz Üzerine Araştırmalar. Özgür Yayınları.
- Alahmari, A., Herrington, L., & Jones, R. (2020). Concurrent validity of two-dimensional video analysis of lower-extremity frontal plane of movement during multidirectional single-leg landing. *Physical Therapy in Sport*, 42, 40-45.
- Amirfakhrian, L. (2023). *Assessing the accuracy of Wearable sensor-based motion capturing system application in shoulder movement measurements* (Master's thesis, The University of Western Ontario (Canada)).
- Aoyagi, Y., Yamada, S., Ueda, S., Iseki, C., Kondo, T., Mori, K., ... & Ohta, Y. (2022). Development of smartphone application for markerless three-dimensional motion capture based on deep learning model. *Sensors*, 22(14), 5282.
- Bajpai, R., & Joshi, D. (2021). Movenet: A deep neural network for joint profile prediction across variable walking speeds and slopes. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70, 1-11.
- Barzyk, P., Zimmermann, P., Stein, M., Keim, D., & Gruber, M. (2024). AI-smartphone markerless motion capturing of hip, knee, and ankle joint kinematics during countermovement jumps. *European Journal of Sport Science*, 24(10), 1452-1462.
- Bazarevsky, V., Grishchenko, I., Raveendran, K., Zhu, T., Zhang, F., & Grundmann, M. (2020). Blazepose: On-device real-time body pose tracking. *arXiv preprint arXiv:2006.10204*.
- Blahnik, V., & Schindelbeck, O. (2021). Smartphone imaging technology and its applications. *Advanced Optical Technologies*, 10(3), 145-232.
- Cai, L., Ma, Y., Xiong, S., & Zhang, Y. (2019). Validity and reliability of upper limb functional assessment using the Microsoft Kinect V2 sensor. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2019(1), 7175240.
- Cao, Z., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2017). Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 7291-7299).
- Chua, J., Ong, L. Y., & Leow, M. C. (2021). Telehealth using PoseNet-based system for in-home rehabilitation. *Future Internet*, 13(7), 173.

- Corazza, S., Mündermann, L., Gambaretto, E., Ferrigno, G., & Andriacchi, T. P. (2010). Markerless motion capture through visual hull, articulated icp and subject specific model generation. *International Journal of Computer Vision*, 87(1), 156-169.
- Cronin, N. J., Walker, J., Tucker, C. B., Nicholson, G., Cooke, M., Merlino, S., & Bissas, A. (2024). Feasibility of OpenPose markerless motion analysis in a real athletics competition. *Frontiers in Sports and Active Living*, 5, 1298003.
- Drazan, J. F., Phillips, W. T., Seethapathi, N., Hullfish, T. J., & Baxter, J. R. (2021). Moving outside the lab: Markerless motion capture accurately quantifies sagittal plane kinematics during the vertical jump. *Journal of Biomechanics*, 125, 110547.
- Eltoukhy, M., Asfour, S., Thompson, C., & Latta, L. (2012). Evaluation of the performance of digital video analysis of human motion: Dartfish tracking system. *Int J Sci Eng Res*, 3(3), 1-6.
- Groos, D., Ramampiaro, H., & Ihlen, E. A. (2021). EfficientPose: Scalable single-person pose estimation. *Applied intelligence*, 51(4), 2518-2533.
- Handa, A., Newcombe, R. A., Angeli, A., & Davison, A. J. (2012, October). Real-time camera tracking: When is high frame-rate best?. In *European Conference on Computer Vision* (pp. 222-235). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Hedborg, J., Ringaby, E., Forssén, P. E., & Felsberg, M. (2011, November). Structure and motion estimation from rolling shutter video. In *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)* (pp. 17-23). IEEE.
- Kakavand R, Ahmadi R, Parsaei A, Edwards WB, Komeili A. Opencap markerless motion capture estimation of lower extremity kinematics and dynamics in cycling. *arXiv preprint arXiv:240903766* 2024.
- Kanko RM, Laende EK, Strutzenberger G, et al. Assessment of spatiotemporal gait parameters using a deep learning algorithm-based markerless motion capture system. *Journal of Biomechanics* 2021;122:110414.
- Kendall, A., Grimes, M., & Cipolla, R. (2015). PoseNet: A convolutional network for real-time 6-dof camera relocalization. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 2938-2946).
- Khadilkar, L., MacDermid, J. C., Sinden, K. E., Jenkyn, T. R., Birmingham, T. B., & Athwal, G. S. (2014). An analysis of functional shoulder movements during task performance using Dartfish movement analysis software. *International Journal of Shoulder Surgery*, 8(1), 1.

- Li, R., Yan, A., Yang, S., He, D., Zeng, X., & Liu, H. (2024b). Human pose estimation based on efficient and lightweight high-resolution network (EL-HRNet). *Sensors*, 24(2).
- Li, S., Li, Y., Lan, Y., & Lin, A. (2024a). Efficient bundle optimization for accurate camera pose estimation in mobile augmented reality systems. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 27(4), 743-752.
- Lima YL, Collings T, Hall M, Bourne MN, Diamond LE. Validity and reliability of trunk and lower-limb kinematics during squatting, hopping, jumping and side-stepping using opencap markerless motion capture application. *Journal of Sports Sciences* 2024;42:1847-58.
- Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., ... & Grundmann, M. (2019). Mediapipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172*.
- Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K. M., Abe, T., Murthy, V. N., Mathis, M. W., & Bethge, M. (2018). DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nature Neuroscience*, 21(9), 1281-1289.
- Milone, D., Longo, F., Merlino, G., De Marchis, C., Risitano, G., & D'Agati, L. (2024). MocapMe: DeepLabCut-enhanced neural network for enhanced markerless stability in sit-to-stand motion capture. *Sensors*, 24(10), 3022.
- Morikawa, C., Kobayashi, M., Satoh, M., Kuroda, Y., Inomata, T., Matsuo, H., ... & Hilaga, M. (2021). Image and video processing on mobile devices: a survey. *The Visual Computer*, 37(12), 2931-2949.
- Move AI. (2025). Move AI – Effortless character animation and high precision motion capture <https://www.move.ai>, Erişim tarihi: 21 Kasım 2025
- Mroz, S., Baddour, N., McGuirk, C., Juneau, P., Tu, A., Cheung, K., & Lemaire, E. (2021, December). Comparing the quality of human pose estimation with blazepose or openpose. In 2021 4th International Conference on Bio-Engineering for Smart Technologies (BioSMART) (pp. 1-4). IEEE.
- Neto, E. N. A., Barreto, R. M., Duarte, R. M., Magalhaes, J. P., Bastos, C. A., Ren, T. I., & Cavalcanti, G. D. (2012, August). Real-time head pose estimation for mobile devices. In International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning (pp. 467-474). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Niu, Z., Lu, K., Xue, J., Qin, X., Wang, J., & Shao, L. (2024). From methods to applications: A review of deep 3d human motion capture. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 34(11), 11340-11359.

- Noorbhai, H., Moon, S., & Fukushima, T. (2025). A conceptual framework and review of multi-method approaches for 3D markerless motion capture in sports and exercise. *Journal of Sports Sciences*, 43(12), 1167-1174.
- Norris, B. S., & Olson, S. L. (2011). Concurrent validity and reliability of two-dimensional video analysis of hip and knee joint motion during mechanical lifting. *Physiotherapy Theory and Practice*, 27(7), 521-530.
- Ong, Z. C., Seet, Y. C., Khoo, S. Y., & Noroozi, S. (2018). Development of an economic wireless human motion analysis device for quantitative assessment of human body joint. *Measurement*, 115, 306-315.
- Osokin, D. (2018). Real-time 2d multi-person pose estimation on cpu: Lightweight openpose. arXiv preprint arXiv:1811.12004.
- Özbay, S. & Ulupınar, S. (2023). Sportif Performans Analizinde Yeni Nesil Teknolojiler Üzerine Genel Bir Bakış. In: Kılıcı, F. & Biricik, Y. S. & Alaeddinoğlu, V. (eds.), *Dijital Çağda Spor Araştırmaları II. Özgür Yayınları*.
- Puh, U., Hoehlein, B., & Deutsch, J. E. (2019). Validity and reliability of the Kinect for assessment of standardized transitional movements and balance: Systematic review and translation into practice. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics*, 30(2), 399-422.
- Rahimian, P., & Kearney, J. K. (2016). Optimal camera placement for motion capture systems. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 23(3), 1209-1221.
- Reimer, L. M., Kapsecker, M., Fukushima, T., & Jonas, S. M. (2022). Evaluating 3D human motion capture on mobile devices. *Applied Sciences*, 12(10), 4806.
- Roggio, F., Ravalli, S., Mauger, G., Bianco, A., Palma, A., Di Rosa, M., & Musumeci, G. (2021). Technological advancements in the analysis of human motion and posture management through digital devices. *World Journal of Orthopedics*, 12(7), 467.
- Roggio, F., Trovato, B., Sortino, M., & Musumeci, G. (2024). A comprehensive analysis of the machine learning pose estimation models used in human movement and posture analyses: A narrative review. *Heliyon*, 10(21).
- Sandau, M., Koblauch, H., Moeslund, T. B., Aanæs, H., Alkjær, T., & Simonsen, E. B. (2014). Markerless motion capture can provide reliable 3D gait kinematics in the sagittal and frontal plane. *Medical Engineering & Physics*, 36(9), 1168-1175.
- Song, M. H., & Godøy, R. I. (2016). How fast is your body motion? Determining a sufficient frame rate for an optical motion tracking system using passive markers. *PloS one*, 11(3), e0150993.

- Sun, K., Xiao, B., Liu, D., & Wang, J. (2019). Deep high-resolution representation learning for human pose estimation. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 5693-5703).
- Sundaresan, A., & Chellappa, R. (2005, November). Markerless motion capture using multiple cameras. In *Computer Vision for Interactive and Intelligent Environment (CVIIE'05)* (pp. 15-26). IEEE.
- Thabet, R., Mahmoudi, R., & Bedoui, M. H. (2014, November). Image processing on mobile devices: An overview. In *International Image Processing, Applications and Systems Conference* (pp. 1-8). IEEE.
- Turner JA, Chaaban CR, Padua DA. Validation of opencap: A low-cost markerless motion capture system for lower-extremity kinematics during return-to-sport tasks. *Journal of Biomechanics* 2024;171:112200.
- Uhlrich, S. D., Falisse, A., Kidziński, Ł., Muccini, J., Ko, M., Chaudhari, A. S., ... & Delp, S. L. (2023). OpenCap: Human movement dynamics from smartphone videos. *PLoS Computational Biology*, 19(10), e1011462.
- Van Hooren, B., Pecasse, N., Meijer, K., & Essers, J. M. N. (2023). The accuracy of markerless motion capture combined with computer vision techniques for measuring running kinematics. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 33(6), 966-978.
- Verheul, J., Robinson, M. A., & Burton, S. (2024). Jumping towards field-based ground reaction force estimation and assessment with OpenCap. *Journal of Biomechanics*, 166, 112044.
- Vincent, A. C., Furman, H., Slepian, R. C., Ammann, K. R., Di Maria, C., Chien, J. H., ... & Slepian, M. J. (2022). Smart phone-based motion capture and analysis: Importance of operating envelope definition and application to clinical use. *Applied Sciences*, 12(12), 6173.
- Viswakumar, A., Rajagopalan, V., Ray, T., Gottipati, P., & Parimi, C. (2022). Development of a robust, simple, and affordable human gait analysis system using bottom-up pose estimation with a smartphone camera. *Frontiers in Physiology*, 12, 784865.
- Wade, L., Needham, L., McGuigan, P., & Bilzon, J. (2022). Applications and limitations of current markerless motion capture methods for clinical gait biomechanics. *PeerJ*, 10, e12995.
- Yang, J., & Park, K. (2024). Improving gait analysis techniques with markerless pose estimation based on smartphone location. *Bioengineering*, 11(2), 141.
- Zhao, X., Hou, F., Su, J., & Davis, L. (2022, July). An alphapose-based pedestrian fall detection algorithm. In *International Conference on Adaptive and*

Intelligent Systems(pp. 650-660). Cham: Springer International Publishing.

BÖLÜM 10:

Mobil Uygulamalar, Bilgisayarlı Görü ve Yapay Zekâ Tabanlı Yaklaşımlarla Kuvvet, Güç ve Fonksiyonel Performans Ölçümü

Prof. Dr. Serhat ÖZBAY¹

¹Erzurum Teknik Üniversitesi, Spor Bilimleri Fakültesi.

Özet

Akıllı telefon teknolojisi, bilgisayarlı görü yöntemleri ve mobil sağlık uygulamalarındaki hızlı gelişmeler, kuvvet, güç ve fonksiyonel performans ölçümlerinin geleneksel laboratuvar ortamlarının dışına taşınmasını köklü biçimde dönüştürmüştür. Bu bölümde; dikey sıçrama yüksekliği, halter hızı, sprint süresi, yürüme parametreleri ve fonksiyonel kuvvet gibi temel performans göstergelerinin değerlendirilmesinde kullanılan mobil ve video temelli araçlara ilişkin güncel kanıtlar bütüncül bir çerçevede ele alınmıştır. Standartlaştırılmış protokoller altında güncel mobil sistemlerin; zıplama yüksekliği tahmini, halter hız takibi, doğrusal ve kıvrımlı sprint zamanlaması ile yürüme analizine ait uzamsal-zamansal parametrelerde yüksek düzeyde geçerlilik ve güvenilirlik sergilediği görülmektedir. İşaretçisiz poz tahminine dayalı yaklaşımlar ise tek bir akıllı telefon kamerası kullanılarak eklem açıları, hareket stratejileri ve ekstremite asimetrisi gibi kinematik değişkenlerin değerlendirilmesine olanak tanımakta; bu yönüyle saha temelli performans analizlerinin kapsamını önemli ölçüde genişletmektedir. Bununla birlikte, cihaza özgü sistematik yanlışlıklar, kare hız sınırlamaları, kamera yerleşimi, algoritma şeffaflığı ve ekolojik değişkenlik gibi metodolojik faktörlerin ölçüm kalitesi üzerindeki etkileri dikkatle ele alınmalıdır. Sonuç olarak, mobil donanım, işaretçisiz hareket analizi ve makine öğrenmesi temelli analitik yaklaşımların yakınsaması; spor bilimi, antrenörlük, rehabilitasyon ve teletıp alanlarında daha erişilebilir, ölçeklenebilir ve düşük maliyetli değerlendirme araçlarının gelişimini hızlandırmaktadır.

1. Giriş

Spor bilimi ve klinik biyomekanik alanında kuvvet ile güç ölçümü uzun yıllardır kuvvet platformları, optoelektronik hareket yakalama sistemleri, izokinetik dinamometreler ve elektronik zaman kapıları gibi yöntemlerle gerçekleştirilmektedir. Bu araçlar referans standart kabul edilse de yüksek maliyet, özel laboratuvar alanı gereksinimi ve eğitimli personel ihtiyacı gibi pratik sınırlılıklar taşır. Sonuç olarak, bu teknolojiler genellikle yalnızca iyi donanımlı araştırma merkezlerinde kullanılabilmekte; saha, antrenman salonu ya da rehabilitasyon ortamlarında yaygınlaşamamaktadır. Bu kısıtlar, laboratuvar dışı koşullarda geçerli ve güvenilir biyomekanik veri üretebilen daha erişilebilir alternatiflere olan ilgiyi giderek artırmıştır.

Son on yılda akıllı telefonların yaygınlaşması ve mobil görüntü işleme teknolojilerindeki hızlı ilerleme, saha temelli performans ölçümü için önemli fırsatlar doğurmuştur. Günümüz akıllı telefonları yüksek çözünürlüklü kameralar, atalet sensörleri ve güçlü işlemciler içermekte; bu sayede birkaç yıl öncesine kadar yalnızca laboratuvar ortamında elde edilebilen doğrulukta hareket analizi yapılabilmektedir. OpenPose, MediaPipe ve DeepLabCut gibi poz tahmin algoritmalarının geliştirilmesi, işaretleyici gerektirmeyen kinematik takibi standart tüketici kameralarıyla mümkün kılmış; üç boyutlu ya da yarı-üç boyutlu hareket analizini günlük yaşam ortamlarına taşımıştır (Ascona vd., 2024; Hii vd., 2023).

Performans tanısında mobil uygulamalar özellikle alt ekstremité gücünün değerlendirilmesinde belirgin bir yer edinmiştir. Countermovement jump (CMJ) gibi dikey zıplama testleri, patlayıcı kuvvet, nöromüsküler hazırlık düzeyi ve antrenman adaptasyonlarının izlenmesinde sıkça başvurulmuş yöntemlerdir. My Jump gibi uygulamalar, kuvvet platformu ölçümlerine kıyasla yüksek geçerlilik ve neredeyse kusursuz güvenilirlik göstermiş; bu bulgu güncel meta-analizlerle de desteklenmiştir (Gençoğlu vd., 2023). Söz konusu uygulamalar genellikle uçuş süresi hesabına dayanarak zıplama yüksekliğini tahmin etmekte, basit yapılarına rağmen hem bireysel sporcu takibinde hem de bilimsel çalışmalarda yeterli

doğruluk sunmaktadır. Son dönemde tek bir akıllı telefon kamerasıyla gerçekleştirilen işaretçisiz hareket yakalama yaklaşımları ise zıplama yüksekliğinin yanı sıra segmental kinematik parametreleri belirlemede umut verici sonuçlar ortaya koymuş; mobil temelli güç ölçümünün kapsamını daha da genişletmiştir (Aderinola vd., 2023).

Zıplama performansının ötesinde mobil teknolojiler sprint analizi, yürüme değerlendirmesi ve fonksiyonel testlere de başarıyla uyarlanmıştır. Örneğin, inme veya Parkinson hastalığı gibi klinik popülasyonlarda akıllı telefon temelli yürüme analizlerinin iyi ila çok iyi geçerlilik ve güvenilirlik sergilediği gösterilmiştir (Peters vd., 2022; Abou vd., 2021). Benzer şekilde OpenCap gibi işaretçisiz sistemler, spora dönüş görevlerinde çok düzlemlili eklem kinematiği açısından yüksek kaliteli optoelektronik sistemlerle güçlü uyum sağlamış; özellikle sagittal düzlem hareketlerinde yüksek tutarlılık ortaya koymuştur (Turner vd., 2024). Bu bulgular, mobil ve kamera temelli araçların bir zamanlar yalnızca özel laboratuvarlarda yapılabilen karmaşık biyomekanik ölçümlerini artık günlük koşullarda güvenilir biçimde gerçekleştirebildiğini açıkça ortaya koymaktadır.

Taşınabilir donanım ile gelişmiş hesaplama tekniklerinin birleşimi rehabilitasyon ve teletıp uygulamalarını da etkilemiştir. Derin öğrenme temelli hareket analizi sistemleri standart video kayıtlarından kinematik özellikleri çıkarabilmekte; klinisyenlerin yürüme, denge ya da hareket etkinliğini uzaktan, daha az gözlemci yanlılığı ve daha yüksek tekrarlanabilirlikle izlemesine olanak tanımaktadır (Sing Yee Vun vd., 2024; Li vd., 2022). Aydınlatma koşullarına duyarlılık, kamera yerleşimi, örtüşme sorunları ve frontal ile transvers düzlemdeki doğruluk kaybı gibi zorluklar hâlâ mevcut olsa da literatürün genel seyri, mobil uygulamaların hızla olgunlaşarak hem araştırma hem de klinik pratikte sağlam ölçüm araçlarına dönüştüğünü göstermektedir.

Bu gelişmeler ışığında işbu bölüm, akıllı telefon ve video temelli uygulamaların kuvvet ile güç ölçümündeki güncel kanıtlarını derlemeyi amaçlamaktadır. Özellikle bu araçların geçerlilik ve güvenilirlik düzeyleri, ölçüm hatası

kaynakları ile spor, klinik ve saha ortamlarındaki uygulanabilirliği üzerinde durulacaktır. Mevcut teknolojilerin güçlü ve zayıf yönlerini dengeli bir biçimde ortaya koyarak, mobil ölçüm araçlarının geleneksel laboratuvar yöntemlerini nasıl tamamlayabileceğini ya da bazı koşullarda nasıl ikame edebileceğini tartışacağız.

2. Dikey Zıplama ve Alt Ekstremité Gücü Değerlendirmesinde Mobil Uygulamalar

2.1. Uçuş Süresi Temelli Akıllı Telefon Uygulamaları

Son beş yılda PubMed’de yapılan sistematik taramalar ve My Jump, My Jump 2, Jumbo, VertVision, Kinovea-akıllı telefon iş akışları ile OpenPose, MMPose, OpenCap gibi işaretçisiz sistemlerin ana doğrulama çalışmalarından geriye-ileriye atfı takibiyle belirlenen literatür, alt ekstremité gücü ölçümünde kullanılan mobil çözümlerin büyük kısmının countermovement jump (CMJ), squat jump (SJ) ve drop jump sırasında uçuş süresi tahminine dayandığını ortaya koymaktadır.

Bu alanda en çok çalışılan uygulama hiç şüphesiz My Jump ailesidir. 21 çalışmayı kapsayan güncel bir sistematik derleme ve meta-analizde Gençöglü ve arkadaşları (2023), My Jump’ın kuvvet platformu ve diğer kriter yöntemlerle elde edilen dikey zıplama yüksekliğini çok yüksek korelasyon katsayıları ve grup düzeyinde ihmal edilebilir ortalama yanlılıkla ürettiğini göstermiştir. Derleme hem ham puan uyumunu hem de bireyler arası sıralama tutarlılığını incelediği için uygulamanın bireysel sporcu izlemede de güvenle kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

Farklı saha koşullarındaki güvenilirlik de titizlikle araştırılmıştır. Jimenez-Olmedo ve arkadaşları (2022), My Jump 2 kayıtlarını standart çömelme yüksekliğiyle ayakta daha rahat bir gözlem durumunda karşılaştırmış; her iki durumda da gözlemci içi ve arası ICC değerleri 0,99’a çok yakın çıkmış, zıplama yüksekliğinde yalnızca önemsiz farklar gözlenmiştir. Bu bulgu, özellikle

kalabalık antrenman salonlarında veya saha kenarında daha ergonomik kamera konumlarının ölçüm kalitesini etkilemeden tercih edilebileceğini göstermektedir. Android cihazlar için geliştirilen alternatif uygulamalar da literatürde yerini almıştır. Jumbo, CMJ, SJ ve tek bacak zıplamalarda kuvvet platformuyla güçlü pozitif korelasyon ve yüksek test-tekrar test güvenilirliği ($ICC \geq 0,94$; $CV \leq \%3,7$) sergilemiş; ancak uçuş süresini sistematik olarak $\%3-6$ düşük tahmin ettiği için yazarlar basit bir kalibrasyon denklemi önermiştir (Vieira vd., 2021). Benzer şekilde ücretsiz bir uygulama olan VertVision, temas platformuna karşı 0,90'ın üzerinde ICC, çok düşük varyasyon katsayısı ve küçük tipik ölçüm hatası bildirmiştir (Dias vd., 2024). Sonuç olarak, cihaza özgü yanlılıkların bilinmesi ve gerektiğinde düzeltilmesi koşuluyla birden fazla uçuş süresi temelli uygulamanın klinik ve saha ortamlarında kullanılabilir zıplama yüksekliği tahmini sunduğu söylenebilir.

Akıllı telefon videosunu ücretsiz hareket analizi yazılımlarıyla (Kinovea) eşleştiren hibrit yaklaşımlar da oldukça başarılı bulunmuştur. Pueo ve arkadaşları (2020), sağlıklı yetişkinlerde zıplama yüksekliği ile kalkış hızı ve impuls gibi türetilmiş değişkenlerde laboratuvar düzey hareket yakalama sistemiyle son derece yüksek uyum ($ICC \approx 0,99$) elde etmiştir. Caseiro-Filho ve arkadaşları (2023) bu yöntemi çift ve tek bacak zıplamalara genişletmiş; aynı değerlendiricinin kullanılması durumunda ölçümlerin belirgin biçimde daha kararlı olduğunu vurgulamıştır.

Çerçeve hızının ölçüm doğruluğuna etkisi de ayrıntılı olarak ortaya konmuştur. Pueo ve arkadaşları (2023), 1000 Hz'de kaydedilen CMJ videolarını geriye dönük olarak 120, 240 ve 480 Hz'e düşürmüş; 120 Hz'de teknik hata yaklaşık $\%1,4$ iken 240 Hz ve üzerinde $\%1$ 'in altına inmiş, sporcular arası tipik farklar ve test-tekrar test değişkenliği karşısında pratikte ihmal edilebilir hâle gelmiştir. Günümüz akıllı telefonlarının büyük kısmı 240–960 Hz yavaş çekim yapabildiği için bu seviye çoğu kullanıcı açısından yeterli görünmektedir.

2.2. İşaretçisiz Poz Tahmini ve Akıllı Telefon Temelli Hareket Yakalama

Uçuş süresi temelli uygulamaların yanı sıra, son yıllarda tam vücut veya segmental kinematik analizler işaretçisiz poz tahmin algoritmalarıyla yapılmaya başlanmıştır. Bu sistemler vücut anahtar noktalarını kare kare takip etmekte; yeniden oluşturulan yörüngelerden zıplama yüksekliği, eklem açıları ve zamansal parametreler türetmektedir.

Tek bir akıllı telefon kamerası kullanarak Aderinola ve arkadaşları (2023), OpenPose temelli bir iş akışı geliştirmiş; çift ve tek bacak CMJ yüksekliğini hem optik hareket yakalama hem de kuvvet platformuyla karşılaştırmıştır. Manuel bölütleme veya kamera kalibrasyonu yapılmamasına rağmen zıplama yüksekliği için ICC değerleri 0,84–0,99 arasında değişmiş, temel zıplama metriklerinde neredeyse tam otomatik iş akışlarının saha ortamında kullanılabilir olduğu gösterilmiştir.

MMPose algoritması üzerine çalışan Aleksic ve arkadaşları iki önemli doğrulama çalışması yayımlamıştır. İlk çalışmada (2024a) akıllı telefon kamerası ve kuvvet platformuyla eş zamanlı kaydedilen CMJ'ler incelenmiş; işaretçisiz sistem zıplama yüksekliği, düşey hız ve temel zamansal değişkenleri çok güçlü korelasyon ($r \approx 0,99$) ve ICC $> 0,90$ ile yeniden üretmiştir; yalnızca küçük ve pratikte önemsiz sistematik farklar gözlenmiştir. İkinci çalışmada (2024b) iki akıllı telefon kullanılarak 3D işaretli hareket yakalama sistemiyle karşılaştırma yapılmış; uyum yine mükemmel düzeyde ($r > 0,98$; ICC $> 0,91$) bulunmuş, ancak sistem zıplama yüksekliği ile kütle merkezi hızını hafifçe yüksek tahmin etme eğilimi göstermiştir. İzleme amaçlı kullanımlarda aynı kurulumun tutarlı bir şekilde uygulanması durumunda bu küçük yanlılıkların klinik ya da performans kararı açısından sorun yaratmadığı belirtilmektedir.

Daha karmaşık, çok eklemli işaretçisiz sistemler de sıçrama ve ilişkili görevlerde test edilmiştir. Turner ve arkadaşları (2024), düşük maliyetli ve akıllı telefon temelli OpenCap sistemini ACL rekonstrüksiyonu sonrası sporcularda 10 kameralı optoelektronik sistemle karşılaştırmış; kalça ve diz açıları sagittal

düzlemde özellikle yüksek uyum (çoklu korelasyon katsayısı $> 0,94$) gösterirken frontal ve transvers düzlemlerde doğruluk bir miktar daha düşük çıkmıştır. Lima ve arkadaşları (2024) OpenCap doğrulamasını squat, hop, CMJ ve kesme hareketlerini kapsayacak şekilde genişletmiş; en iyi performansın CMJ tepe açıları ve squat görevlerinde gözlemlendiğini rapor etmiştir. Bu çalışmalar doğrudan güç ölçümü odaklı olmasa da işaretçisiz sistemlerin zıplama performansı çevresinde klinik ve pratik açıdan anlamlı kinematik bilgi sağlayabildiğini açıkça ortaya koymaktadır.

2.3. Sıçrama Yüksekliğinin Ötesinde: Sertlik, Asimetri ve Strateji Metrikleri

Güncel çalışmaların belirgin eğilimi, “sporcu ne kadar yüksek zıplıyor” sorusundan “nasıl zıplıyor” sorusuna kaymıştır. Birçok mobil uygulama artık aynı video kaydından düşey sertlik, bacaklar arası asimetri ve hareket stratejisiyle ilişkili değişkenleri doğrudan hesaplamaktadır.

Wang ve arkadaşları (2024), erkek üniversite takım sporcularında drop jump sırasında My Jump 2 ile tahmin edilen düşey sertliği (K_{vert}) kuvvet platformuyla karşılaştırmış; uygulama ile platform arasında neredeyse kusursuz uyum ($ICC > 0,97$), gözlemci içi ve arası güvenilirlik ise mükemmel düzeyde bulunmuştur. Daha yüksek düşme yüksekliklerinde test-tekrar test güvenilirliği bir miktar azalmakla birlikte, zıplama ve düşme yüksekliğinin standartlaştırılması durumunda takım sporları ortamlarında yalnızca akıllı telefonla kabul edilebilir hassasiyette sertlik ölçümü yapılabileceği sonucuna varılmıştır.

My Jump Lab uygulaması bu konuda bir adım öteye gitmekte; zıplama yüksekliğinin yanı sıra kalkış süresi ve modifiye reaktif kuvvet indeksi (RSI_{mod}) da sunmaktadır. Bishop ve arkadaşları (2022), kalkış süresine basit bir düzeltme faktörü uygulandığında uygulamanın kuvvet platformundan elde edilen zıplama yüksekliği, kalkış süresi ve RSI_{mod} değerlerini çok küçük yanlılık ve yüksek korelasyonla yeniden ürettiğini göstermiştir. Aynı ekip daha sonraki bir çalışmada bu strateji metriklerini geniş örnekleme doğrulamış;

düzeltilmiş kalkış süresi ve RSI_mod'un zıplama stratejisi profillemeye ve dönemsel değişimlerin izlenmesinde güvenle kullanılabileceğini onaylamıştır.

Bacaklar arası asimetri değerlendirmesinde de mobil uygulamalar giderek daha fazla yer edinmektedir. Genç kadın basketbolcularda Stojiljković ve arkadaşları (2024), My Jump 2'nin tek ve çift bacak drop jump asimetrisini yüksek test-tekrar test güvenilirliği ve Kistler kuvvet platformuyla neredeyse kusursuz uyumla tespit edebildiğini bildirmiştir. Bishop ve arkadaşları (2022) yine My Jump 2 ve CODTimer uygulamalarını kullanarak genç basketbolcularda zıplama asimetrisi ile yön değiştirme performansı arasındaki ilişkiyi incelemiş; daha yüksek asimetrinin fiziksel performansın düşmesiyle tutarlı ilişkili olduğunu rapor etmiştir.

Son olarak aynı ekosistem içinde geliştirilen uygulamalar zıplama dışına çıkarak halter hız takibine de yönelmiştir. Balsalobre-Fernández ve arkadaşları (2023), My Jump Lab'ın yapay zekâ destekli hız takip modülünü bench press egzersizinde lineer pozisyon transdüseriyle karşılaştırmış; cihazlar arası farkların çok yüksek korelasyon ve önemsiz etki büyüklüğüyle sonuçlandığını göstermiştir. Bu bulgu, CMJ analizinde kullanılan teknik altyapının diğer kuvvet ve güç ölçümlerine de başarıyla genellenebileceğini ve mobil teknolojinin oldukça geniş bir performans testi yelpazesini kapsayabildiğini ortaya koymaktadır.

2.4. Pratik Çıkarımlar ve Metodolojik Dikkat Edilmesi Gerekenler

Yukarıda özetlenen çok sayıda bağımsız çalışmadan, antrenör, fizyoterapist ve spor bilimcilerin günlük rutinlerinde mobil uygulamaları güvenle kullanabilmeleri için şu pratik ilkeler ortaya çıkmaktadır:

1. Geçerlilik yüksek, ancak cihaza özgü yanlılık unutulmamalıdır. My Jump, My Jump 2, Jumbo ve VertVision gibi uçuş süresi temelli uygulamalar zıplama yüksekliğinde kuvvet platformu ve temas matlarıyla genellikle çok yüksek uyum gösterir; yine de bazıları değerleri küçük ama sistematik bir miktarda düşük veya yüksek tahmin edebilir

- (Gençoğlu vd., 2023; Vieira vd., 2021; Dias vd., 2024). Kullanıcıların kendi cihaz ve yazılım kombinasyonuna özgü bu yanlılıkları bilmesi, gerektiğinde basit kalibrasyon düzeltmeleri uygulaması önerilir.
2. Çerçeve hızı ve kamera konumu standartlaştırılmalıdır. 240 Hz ve üzeri kayıtlar zamanlama hatalarını pratikte ihmal edilebilir düzeye indirir. Kamera mesafesi ve yüksekliği (ister çömelerek ister ayakta, ama her zaman aynı şekilde) sabit tutulmalı, ölçümler arasında karıştırılmamalıdır; aksi takdirde paralaks ve çerçeve seçimi kaynaklı değişkenlik artar (Jimenez-Olmedo vd., 2022; Pueo vd., 2023).
 3. Aynı değerlendirici ölçüm kararlılığını artırır. Gözlemciler arası ICC değerleri çoğu zaman mükemmel olsa da, özellikle elit sporcularda 1–2 cm’lik değişimlerin anlamlı olduğu durumlarda tekrarlanan testlerin aynı kişi tarafından analiz edilmesi önerilir (Caseiro-Filho vd., 2023; Pueo vd., 2020).
 4. İşaretçisiz sistemler sadece “sonuç” değil, “hareket kalitesi” de verir. OpenPose, MMPose ve OpenCap temelli iş akışları zıplama yüksekliğinin ötesinde eklem kinematığı, hareket evreleri ve kütle merkezi yörüngelerini değerlendirme imkânı sağlar. Ancak doğruluk eklem ve göreve özgüdür; sagittal düzlem hareketleri hâlâ en güvenilir olanlardır (Aderinola vd., 2023; Aleksic vd., 2024a, 2024b; Turner vd., 2024; Lima vd., 2024).
 5. Spora dönüş süreçlerinde ölçüm basitliği titizlikten ödün vermez. ACL rekonstrüksiyonu sonrası spora dönüş kararlarında tek bacak zıplama ve drop jump testlerinin akıllı telefon uygulamalarıyla yapılabildiği, düşük maliyetli ve doğrulanmış alternatifler olduğu artık derlemelerde açıkça tavsiye edilmektedir (Mengis vd., 2025). Bu eğilim, mobil teknolojinin klinik iş akışlarına kalıcı olarak yerleştiğini göstermektedir.
- Özetle, son on yılda dikey zıplama ve alt ekstremité gücü ölçümünde mobil ile işaretçisiz teknolojiler hızla olgunlaşmıştır. Standartlaştırılmış protokollere

uyulduğunda bu araçlar günlük izleme, yaralanma riski taraması ve bilimsel araştırmalarda laboratuvar ölçümlerine çok yakın geçerlilik ve güvenilirlik sunmaktadır. Günümüzün asıl meydan okuması teknik sınırlılıklar değil; test tasarımının dikkatle yapılması, uygulamanın tutarlılığı ve elde edilen verilerin antrenman ile spora dönüş kararlarına bütüncül bir şekilde entegre edilmesidir.

3. Sprint ve Koşu Hızının Değerlendirilmesinde Mobil Uygulamalar

3.1. Genel Bakış

Sprint yeteneği, saha ve salon sporlarında, atletizm branşlarında ve çeşitli rehabilitasyon ortamlarında fiziksel performansın temel göstergelerinden biri olmaya devam etmektedir. Sprint süresinde ya da ivmelenme paternlerinde meydana gelen küçük değişimler dahi; antrenman planlamasını, spora dönüş zamanlamasını ve sporcuların uzun dönemli performans izlemelerini doğrudan etkileyebilmektedir. Bu nedenle sprint performansının güvenilir biçimde ölçülmesi, uygulamalı spor bilimi ve klinik karar süreçleri açısından kritik bir öneme sahiptir.

Uzun yıllar boyunca bu değişkenlerin nicel olarak değerlendirilmesinde fotohücre sistemleri, radar tabanlı ölçüm araçları ve yüksek hızlı hareket yakalama teknolojileri temel referans yöntemler olarak kullanılmıştır. Bu sistemler yüksek düzeyde ölçüm hassasiyeti sunsa da; yüksek maliyetleri, kullanım için gerekli teknik uzmanlık ve saha uygulamalarında karşılaşılan lojistik zorluklar nedeniyle çoğunlukla iyi donanımlı ve kaynak açısından güçlü ortamlara özgü kalmıştır.

Son dönemde akıllı telefon donanımında yaşanan gelişmeler—özellikle daha yüksek kare hızları, gelişmiş görüntü sabitleme özellikleri ve artan işlemci kapasiteleri—mobil tabanlı sprint değerlendirmesine yönelik yeni olanaklar ortaya koymuştur. Daha önce özel laboratuvar ekipmanları gerektiren pek çok ölçüm, artık tek bir mobil cihaz aracılığıyla makul doğruluk düzeylerinde gerçekleştirilebilmektedir. Bu durum, rutin antrenman süreçleri içerisinde spatiotemporal performans göstergelerinin daha erişilebilir biçimde toplanmasına

olanak sağlamak ve önemli bir soruyu gündeme getirmektedir: Akıllı telefon tabanlı çözümler, geleneksel altın standart sistemlerle karşılaştırıldığında ne ölçüde benzer ölçüm doğruluğu sunabilmektedir?

Son yıllarda biriken bilimsel kanıtlar, bu teknolojik farkın giderek kapandığını göstermektedir. Artan sayıda geçerlik çalışması, uygun analiz yaklaşımları kullanıldığında akıllı telefonlardan elde edilen sprint verilerinin fotohücre veya radar sistemleriyle yüksek düzeyde uyum gösterebildiğini ortaya koymaktadır. Bu bulgular, mobil uygulamaların olgunluk düzeyinin arttığını ve bazı senaryolarda geleneksel yöntemleri tamamlayıcı, hatta alternatif bir araç olarak kullanılabileceğini düşündürmektedir. Bu bölümde, güncel literatür bir araya getirilerek mobil uygulamaların sprint değerlendirmesine yönelik gelişen metodolojik çerçevedeki yeri ele alınmaktadır.

3.2. Akıllı Telefon Tabanlı Sprint Zamanlamasının Geçerliği

Kısa doğrusal mesafelerde sprint süresinin ölçülmesi, sprint performansına yönelik en yaygın uygulamalardan biri olmaya devam etmektedir. Bu amaçla geliştirilen Photo Finish® uygulaması, sprint zamanlaması için doğrudan geçerlik çalışması bulunan az sayıdaki akıllı telefon tabanlı araçlardan biridir. Uygulamadan elde edilen zaman ölçümleri, fotohücre sistemleriyle karşılaştırıldığında; 10 m, 20 m ve mekik tipi sprintlerde ortalama farkların son derece düşük olduğu ve çoğu durumda yalnızca birkaç milisaniye düzeyinde kaldığı rapor edilmiştir (Marco-Contreras et al., 2024).

Elde edilen yüksek belirleme katsayıları ($R^2 \geq 0.96$), uygulamanın hem hareketin başlangıç anını hem de bitiş çizgisinden geçişi yüksek doğrulukla saptayabildiğini ve bu doğruluğun tekrar eden denemeler boyunca tutarlı olduğunu göstermektedir. Geçerlik çalışmasının öne çıkan yönlerinden biri, Bland–Altman analizinin kullanılmasıdır. Bu analizler, ölçümler arasındaki uyum sınırlarının dar olduğunu ve sistematik ya da orantısız bir hata bulunmadığını ortaya koymuştur.

Bu bulgular, kayıt koşulları uygun şekilde standartlaştırıldığında akıllı telefon tabanlı zamanlama yöntemlerinin, profesyonel ölçüm sistemleriyle karşılaştırılabilir bir doğrulukla sprint performansını değerlendirebildiğini desteklemektedir. Özellikle araştırma amaçlı fotohücre sistemlerine erişimin sınırlı olduğu altyapılarda—örneğin altyapı akademileri, yarı profesyonel kulüpler veya üniversitelerin spor bilimleri laboratuvarlarında—bu tür mobil uygulamaların pratik ve güvenilir bir alternatif sunabileceği anlaşılmaktadır.

3.3. Sprint Kinematiğine Yönelik Video Tabanlı Yaklaşımlar

Sprint performansı yalnızca bitiş süresine indirgenebilecek bir çıktı değildir; ivmelenme kapasitesi, maksimum koşu hızı ve kuvvet-hız ($F-V$) ilişkisini yansıtan nöromüsküler özelliklerin karmaşık etkileşimini içerir. Bu bağlamda ivmelenme-hız profili (acceleration-speed profile; ASP) yaklaşımı, rutin antrenmanlar sırasında toplanan tekrarlı koşu verilerinden bu mekanik değişkenleri yaklaşık olarak elde etmeyi amaçlayan, saha koşullarına uygun bir yöntem olarak öne çıkmıştır.

ASP'den türetilen ölçütlerin, geçerliği kanıtlanmış kuvvet-hız profillemeye araçlarıyla (mobil uygulama, lineer enkoder ve GPS sistemleri dâhil) karşılaştırıldığı güncel çalışmalar; özellikle rekabet haftası boyunca birden fazla antrenman oturumundan elde edilen veriler birleştirildiğinde, hızla ilişkili parametrelerin kabul edilebilir düzeyde güvenilirlikle yakalanabildiğini göstermektedir (Alonso-Callejo et al., 2024). Erken ivmelenme evresine ait değişkenlerin (örneğin F_0 veya A_0) görece daha yüksek değişkenlik sergilemesine karşın, V_{max} ve eğimle ilişkili parametrelerin pratik uygulamalar için yeterince kararlı olduğu rapor edilmiştir.

Yüksek hızlı video tabanlı yöntemler, koşudan belirgin biçimde farklı biyomekaniğe sahip olan buz hokeyinde de sprintle ilişkili mekanik çıktılar için test edilmiştir. Video temelli ölçümlerin radar sistemlerine kıyasla öngörülebilir sapmalar gösterdiği; buna rağmen P_{max} , F_0 ve RF_{max} gibi temel değişkenlerde korelasyon katsayılarının yüksek kaldığı bildirilmiştir (Perez et al., 2021). Bu

bulgular, uygun kalibrasyon sağlandığında video tabanlı sistemlerin rutin performans izlemeyi destekleyebileceğine işaret etmektedir.

Toplamda bu sonuçlar, mobil video analizinin yalnızca zamanlama amaçlı bir araç olmaktan çıktığını; daha önce çoğunlukla laboratuvar teknolojileriyle erişilebilen derinlemesine mekanik bilgilere ulaşmak için ölçeklenebilir ve uygulanabilir bir yöntem hâline geldiğini ortaya koymaktadır.

3.4. Akıllı Telefon Uygulamaları ile Eğrisel Sprint Değerlendirmesi

Eğrisel sprint, özellikle futbol ve benzeri takım sporlarında çeviklik ve hızın korunması açısından branşa özgü önemli bir performans göstergesi olarak giderek daha fazla dikkat çekmektedir. Eğrisel koşu paternlerinde performansın değerlendirilmesi, giriş ve çıkış zamanlarının yüksek hassasiyetle belirlenmesini gerektirir. Bu tür ölçümler, uzun süre boyunca pahalı ve çoklu zamanlama kapıları içeren sistemlere bağımlı kalmıştır. Bu bağlamda, My Jump Lab uygulamasının eğrisel sprint görevlerinde performans ölçümüne yönelik geçerlik kazanması, saha uygulamaları açısından önemli bir gelişme olarak değerlendirilmektedir.

Söz konusu uygulamanın profesyonel bir zamanlama sistemiyle karşılaştırıldığı çalışmada, eşzamanlı geçerlik düzeyinin çok yüksek olduğu ($r = 0.97-0.99$) ve tekrarlı ölçümler boyunca kabul edilebilir güvenilirlik değerleri sergilediği ($ICC = 0.88-0.96$) rapor edilmiştir (Filter et al., 2025). Ölçümler arasındaki farkların çoğu durumda saniyenin yüzde ikisinden daha küçük olması, akıllı telefon tabanlı araçların eğrisel sprint performansının geniş ölçekli değerlendirilmesini mümkün kılabileceğini düşündürmektedir. Geleneksel ölçüm kısıtları nedeniyle görece az incelenmiş olan bu performans alanı, böylece daha kapsamlı analiz ve sporcu profillemesine açık hâle gelmektedir. Bu durum, çok yönlü ivmelenme yeteneğinin spor performansında belirleyici olduğu branşlar için önemli bir potansiyel sunmaktadır.

3.5. Uygulamalı Ortamlarda Akıllı Telefon ve Tablet Uygulamalarının Kullanımı

Mobil uygulamaların sahada benimsenmesi, yalnızca ölçüm doğruluğuna değil; aynı zamanda kullanıcı güvenine ve algılanan kullanım kolaylığına da doğrudan bağlıdır. Geniş katılımlı uluslararası bir anket çalışması, spor uygulayıcılarının yarıdan fazlasının sprint süresi de dâhil olmak üzere biyomekanik verileri doğrudan toplamak amacıyla akıllı telefon uygulamalarını aktif olarak kullandığını ortaya koymuştur (Shaw et al., 2021). Dikkat çekici bir bulgu olarak, kanıta dayalı uygulamaların tercih edilme olasılığının, bu uygulamalara ait bilimsel geçerlik ve güvenilirlik verilerinin erişilebilirliğiyle güçlü biçimde ilişkili olduğu bildirilmiştir. Bu durum, uygulama geliştiriciler açısından şeffaf dokümantasyonun ve bağımsız bilimsel araştırmaların önemini açıkça vurgulamaktadır.

Aynı araştırma, uygulayıcıların taşınabilirlik, hızlı kurulum ve veri toplama sürecinin antrenman akışını kesintiye uğratmadan entegre edilebilmesini özellikle değerli bulduğunu göstermiştir. Bu beklentiler, akıllı telefon tabanlı sistemlerin temel güçlü yönleriyle büyük ölçüde örtüşmektedir. Anında geri bildirim sağlayabilmeleri ve kapsamlı ekipman lojistiğine duyulan ihtiyacı ortadan kaldırmaları, mobil uygulamaları saha temelli performans değerlendirmelerinde cazip bir seçenek hâline getirmektedir.

3.6. Ek Hususlar: Reaksiyon Süresi ve Sprint Çıkışı

Sprint çıkışı sırasında reaksiyon süresi, özellikle atletizm sprintleri ve branşa özgü ivmelenme gerektiren spor durumlarında kısa mesafe performansını belirleyen kritik bir faktördür. Akıllı telefon platformlarıyla entegre edilen taşınabilir IMU tabanlı sistemlerin geliştirilmesi, mobil değerlendirme yaklaşımlarını bu alana da taşımıştır. Bu sistemlerden birinin yüksek hızlı video analiziyle karşılaştırıldığı çalışmada, ölçümler arasında güçlü bir uyum olduğu ($R^2 = 0.94$) ve ortalama farkın ihmal edilebilir düzeyde kaldığı rapor edilmiştir. Bu bulgular, tüm vücut hareketinin başlangıç anının laboratuvar ortamı dışında

da güvenilir biçimde tespit edilebildiğini göstermektedir (Pousibet-Garrido et al., 2025).

Bu sonuçlar, mobil teknolojilerin sprint performansının farklı evrelerini giderek daha kapsamlı biçimde kapsadığını desteklemektedir. Reaksiyon anından ilk ivmelenme fazına ve maksimum hıza kadar uzanan bu ölçüm yelpazesi, uygulayıcılara elit düzeyden altyapı ve amatör seviyelere kadar ölçeklenebilir, zengin bir değerlendirme araç seti sunmaktadır.

3.7. Sprint Analizini Destekleyen Saha Tabanlı Video Ölçümleri

Sprint süresini doğrudan ölçmemekle birlikte, saha koşullarında gerçekleştirilen iki boyutlu (2D) video analizleri sprint tekniğine ilişkin önemli kinematik bilgiler sağlayabilmektedir. Bu durum özellikle pelvik mekanikler açısından önemlidir; zira pelvis hareketleri hamstring zorlanması riskiyle yakından ilişkilidir. Elit kadın futbolcularda gerçekleştirilen bir çalışmada, sagittal düzlemde elde edilen 2D video ölçümlerinin, pelvik tilt açısının belirlenmesinde üç boyutlu (3D) hareket yakalama sistemleriyle güçlü korelasyonlar sergilediği bildirilmiştir ($r = 0.89-0.94$) (Hegyi et al., 2025).

Bu bulgular sprint değerlendirmesi açısından kavramsal olarak önem taşımaktadır. Akıllı telefonların yalnızca sonuç odaklı metrikleri (süre, hız) değil; aynı zamanda performans optimizasyonu ve sakatlık önlenmesiyle ilişkili mekanizma düzeyindeki kinematik bilgileri de yakalayabildiğini göstermektedir. Bu tür araçlar olgunlaştıkça, nicel performans çıktıları ile nitel kinematik göstergeleri bir araya getiren daha bütüncül sprint profillemelerinin yapılması mümkün hâle gelecektir.

4. Kuvvet, Güç ve Fonksiyonel Kapasitenin Değerlendirilmesinde Mobil Uygulamalar

4.1. Genel Bakış

Kas kuvveti ve güç, sportif performansın temel belirleyicileri arasında yer almakla birlikte; genel popülasyonda sağlık durumu, fonksiyonel bağımsızlık ve hatta mortalite ile de güçlü biçimde ilişkilidir. Bu nedenle söz konusu fiziksel

özelliklerin doğru biçimde değerlendirilmesi, hem spor bilimleri hem de klinik uygulamalar açısından büyük önem taşımaktadır. Geleneksel olarak bu değerlendirmeler izometrik dinamometreler, kuvvet platformları, lineer pozisyon dönüştürücüleri ve el kavrama dinamometreleri gibi cihazlar aracılığıyla gerçekleştirilmiştir. Bu sistemler yüksek kalitede veri üretse de; maliyetlerinin yüksek olması, ölçüm süreçlerinin zaman alıcı yapısı ve genellikle laboratuvar ya da hastane ortamlarıyla sınırlı kalmaları, saha uygulamalarında kullanımını kısıtlamaktadır.

Son yıllarda akıllı telefon teknolojilerindeki hızlı gelişim, kablosuz sensörlerin yaygınlaşması ve uygulama tabanlı medikal cihazların ortaya çıkışı, bu değerlendirme alanında önemli bir dönüşümü beraberinde getirmiştir. Son on yıl içerisinde giderek artan sayıda çalışma; mobil uygulamaların kas kuvveti, patlayıcı güç ve fonksiyonel kapasiteyi geçerli ve güvenilir biçimde ölçüp ölçemeyeceğini, rekabetçi sporculardan kırılgan yaşlı bireylere kadar uzanan geniş bir popülasyon yelpazesinde incelemiştir (Silva et al., 2021). Elde edilen bulgular, uygun biçimde altın standart sistemlerle karşılaştırılarak doğrulanan mobil tabanlı yaklaşımların, geleneksel laboratuvar araçlarını tamamlayıcı nitelikte, pratik ve ölçeklenebilir çözümler sunabileceğini göstermektedir.

4.2. Alt Ekstremité Gücünün Bir Göstergesi Olarak Dikey Sıçrama

Dikey sıçrama performansı, hem araştırma hem de uygulamalı spor ortamlarında alt ekstremité gücünün saha temelli bir göstergesi olarak yaygın biçimde kullanılmaktadır. Uçuş süresine dayalı olarak sıçrama yüksekliğini hesaplayan akıllı telefon uygulamaları, yalnızca bir mobil cihaz ve standartlaştırılmış bir kayıt protokolü gerektirmeleri nedeniyle özellikle popülerlik kazanmıştır.

Yakın zamanda yayımlanan bir sistematik derleme ve meta-analiz, My Jump uygulamasının geçerlik ve güvenilirliğine ilişkin kanıtları, özellikle uçuş süresine dayalı ölçümler üzerinden kapsamlı biçimde değerlendirmiştir (Gençoğlu et al., 2023). Toplam 21 birincil çalışmayı içeren bu analizde, My Jump ile kuvvet platformları veya optik zamanlama sistemleri gibi referans yöntemler arasında

elde edilen ham sıçrama yüksekliği değerleri açısından anlamlı bir fark saptanmamıştır. Birleştirilmiş korelasyon katsayıları, grup içi uyumun güçlüden neredeyse mükemmele uzandığını; güvenilirlik göstergelerinin (ICC) ise tutarlı biçimde “neredeyse mükemmel” aralıkta yer aldığını ortaya koymuştur. Genel olarak meta-analitik bulgular, kullanıcıların kayıt ve analiz süreçlerinde standart protokollere uyması koşuluyla My Jump uygulamasının hem laboratuvar hem de saha koşullarında dikey sıçrama değerlendirmesi için düşük maliyetli ve yüksek doğrulukta bir alternatif sunduğunu desteklemektedir.

Dikey sıçrama uygulamalarına yönelik ekosistem de giderek genişlemektedir. Örneğin Jumpster uygulaması, rekreatif sporcularda hem kuvvet platformu hem de My Jump 2 ile karşılaştırılarak geçerlik testinden geçirilmiştir (Maia da Silva et al., 2025). Jumpster’ın yaralanma durumu gözetilmeksizin yüksek güvenilirlik ($ICC \approx 0.96$) ve her iki referans sistemle de yüksek eşzamanlı geçerlik ($r \geq 0.91$) sergilediği bildirilmiştir. Bu sonuçlar, farklı uygulama tabanlı araçların antrenman adaptasyonlarının izlenmesi ve rehabilitasyon sürecinin yönlendirilmesi için yeterli kalite düzeyinde dikey sıçrama verisi sunabildiğini göstermektedir.

Sıçrama yüksekliğine ek olarak, daha ayrıntılı “strateji” odaklı metrikler de günümüzde erişilebilir hâle gelmiştir. My Jump Lab uygulaması, kalkışa kadar geçen süreyi ve sıçrama yüksekliği ile hareket süresini bütünleştiren modifiye reaktif kuvvet indeksi (RSI_mod) gibi değişkenleri tahmin edebilmektedir. Çift kuvvet platformlarıyla yapılan karşılaştırmalarda, kalkış süresi için uygulanan dahili bir düzeltme faktörü sonrasında My Jump Lab’ın sıçrama yüksekliği ve RSI_mod ölçümlerinde ihmal edilebilir düzeyde farklar gösterdiği ve tüm değişkenlerde yüksek korelasyonlar sağladığı rapor edilmiştir (Bishop, Jarvis, Turner, & Balsalobre-Fernández, 2022). Bu gelişmeler, yalnızca sonuç odaklı basit ölçümlerden, tek bir akıllı telefon kamerası kullanılarak daha zengin ve mekanik temelli performans profillemesine doğru bir geçişe işaret etmektedir.

4.3. Hız Temelli Antrenman ve Bar Kinematiki

Direnç antrenmanının planlanması ve izlenmesinde hareket hızının kullanımı—genellikle hız temelli antrenman (velocity-based training, VBT) olarak adlandırılır—son yıllarda belirgin biçimde yaygınlaşmıştır. Geleneksel olarak bu yaklaşım, bara entegre edilen lineer pozisyon dönüştürücüleri veya ivmeölçer tabanlı cihazlar gerektirir. Günümüzde ise bazı akıllı telefon uygulamaları, video kareleri boyunca barın yer değıřtirmesini izleyerek ve kimi zaman yapay zekâ destekli algoritmalar kullanarak bu ölçümleri taklit etmeyi amaçlamaktadır.

Bu alanda sistematik olarak doğırlanan ilk araçlardan biri iLOAD uygulamasıdır. Back squat ve bench press egzersizlerinde, submaksimal yüklerde (%25–70 1RM) ortalama konsantrik hız eş zamanlı olarak iLOAD ve bir lineer hız dönüştürücü ile ölçüldüğünde, iki sistem arasındaki korelasyonların oldukça yüksek olduğı ($r \approx 0.70\text{--}0.90$) ve oturumlar arası güvenilirliğı çoğı koşul için kabul edilebilir düzeyde bulunduğı rapor edilmiştir (Pérez-Castilla, Boullosa, & García-Ramos, 2021). Daha yüksek yüklerde ve tükenmeye yakın setlerde güvenilirliğı azaldığı gözlenirse de, genel bulgular iLOAD'un tükenmeye gidilmeyen setlerde ortalama set hızının rutin takibi için makul bir güven düzeyiyle kullanılabileceğini göstermektedir.

Daha yakın dönemde My Jump Lab, bar hızını gerçek zamanlı izlemeye yönelik yapay zekâ tabanlı bir modülü bünyesine katmıştır. Bench press egzersizinde %50 ve %75 1RM yüklerde uygulama tarafından kaydedilen bar hızları, GymAware lineer pozisyon dönüştürücü ile çok yüksek düzeyde ilişkili bulunmuştur ($r = 0.90\text{--}0.92$). Etki büyüklüğü farklarının ihmal edilebilir düzeyde olması ve Bland–Altman analizlerinde küçük sapmaların rapor edilmesi, ölçümlerin pratik açıdan tutarlı olduğunu göstermektedir (Balsalobre-Fernández et al., 2023). Ayrıca oturum içi güvenilirliğı uygulama ile dönüştürücü arasında benzer düzeyde olması, akıllı telefon tabanlı VBT'nin tipik kuvvet ve kondisyon ortamlarında uygulanabilirliğini desteklemektedir.

Buna ek olarak, akıllı telefon uygulamalarıyla entegre çalışan harici kablosuz kuvvet sensörleri farklı fakat tamamlayıcı bir yaklaşım sunmaktadır. Yakın tarihli bir geçerlik çalışmasında Suiff Pro sensörü, dinamik ve izometrik upright row egzersizleri sırasında referans bir kuvvet platformu ile karşılaştırılmıştır (Illera-Domínguez et al., 2024). Cihaz, ortalama ve tepe kuvvet için mükemmel güvenilirlik ($ICC \approx 0.99$), ihmal edilebilir standartlaştırılmış yanlılık ve referans ölçümlerle neredeyse kusursuz korelasyonlar ($r \approx 0.96-0.97$) sergilemiştir. Sensörün doğrudan bir akıllı telefon uygulamasıyla iletişim kurması, sabit bir laboratuvar düzenine ihtiyaç duymadan kuvvet üretimine ilişkin anlık geri bildirim elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

Bu bulgular bir arada değerlendirildiğinde, özellikle orta düzey yüklerde ve submaksimal eforlarda, çeşitli mobil uygulamaların bar hızı, yer değiştirme ve güç tahminlerini geçerli ve güvenilir biçimde sunabildiğini gösteren daha geniş kapsamlı sistematik derleme sonuçlarıyla uyumlu olduğu görülmektedir (Silva et al., 2021). Bununla birlikte, çoğu araştırmacı ağır yükler ve tükenmeye yakın setlerin ölçüm açısından hâlen zorluk oluşturduğunu vurgulamakta; düzenli kalibrasyonun ve standartlaştırılmış test protokollerinin önemini özellikle belirtmektedir.

4.4. El Kavrama Kuvveti ve Kas Yorgunluğu

El kavrama kuvveti, genel kas fonksiyonunu yansıtan, kırılganlık (frailty) riski ve uzun dönem morbidite ile güçlü biçimde ilişkili, basit ancak son derece değerli bir göstergedir. Bununla birlikte, kas fonksiyonunun değerlendirilmesi yalnızca tek bir maksimum kuvvet değerine indirgenemez. Süreklilik gösteren kasılmalar sırasında kuvvette meydana gelen düşüş paterni, kas yorgunluğu ve bireyin intrinsik kas kapasitesi hakkında daha derin bilgiler sunabilir. Bu doğrultuda geliştirilen Eforto® sistemi, lastik bir balon mekanizmasının kablosuz olarak akıllı telefon tabanlı bir uygulama ve tele-izleme platformuna bağlanması yoluyla hem kavrama kuvvetini hem de yorgunlukla ilişkili parametreleri ölçmeyi amaçlamaktadır (De Dobbeleer et al., 2023).

Toplumda yaşayan yaşlı bireyler, geriatrik servis hastaları ve kalça kırığı geçirmiş bireyleri kapsayan çalışmalarda, Eforto® sistemiyle elde edilen kavrama kuvveti ve kas yorgunluğu göstergelerinin (kuvvetin %50'sine düşme süresi ve toplam kavrama işi) yaygın olarak kullanılan analog bir el dinamometresi olan Martin Vigorimeter ile iyi ila mükemmel düzeyde ilişkili olduğu gösterilmiştir. Cihazlar arasında anlamlı fark bulunmaması ölçüt geçerliliğini desteklerken, gözlemciler arası ve gözlemci içi güvenilirlik katsayıları orta ile yüksek düzeyler arasında değişmiştir. Daha da önemlisi, sistemin altı ardışık gün boyunca ev ortamında tekrarlayan öz-değerlendirme için uygulanabilir olduğu gösterilmiş; bu durum sarkopeni ve kırılabilirlik süreçlerinin uzun vadeli ve uzaktan izlenmesi açısından önemli bir potansiyele işaret etmiştir. Bu bulgular, uygulama ile entegre çalışan el kavrama sistemlerinin, kas kuvveti değerlendirmesini yalnızca dönemsel klinik ölçümlerle sınırlı olmaktan çıkarak, sürekli ve birey odaklı bir izleme yaklaşımına dönüştürebileceğini göstermektedir. Özellikle yaşlanan nüfus ve kronik hastalık yönetimi bağlamında bu tür teknolojilerin, klinik karar süreçlerini destekleyici tamamlayıcı araçlar olarak önemli bir rol üstlenmesi beklenmektedir.

4.5. Klinik Popülasyonlarda Otur–Kalk Testleri ve Fonksiyonel Kuvvet

30 saniyelik otur–kalk testi (30s-STs) ve 6 dakikalık yürüme testi (6MWT) gibi fonksiyonel değerlendirmeler; kas kuvveti, patlayıcı güç, denge ve kardiyorespiratuvar uygunluğun bütüncül katkısını yansıtan, klinik ve saha uygulamalarında sıkça kullanılan testlerdir. Güncel uygulama tabanlı medikal cihazlar, bu testlerin bireyler tarafından kendi kendine uygulanmasına ve GPS ile kamera tabanlı iskelet izleme sistemleri aracılığıyla otomatik olarak puanlanmasına olanak tanımaktadır.

Bu alandaki dikkat çekici örneklerden biri MediEval cihazıdır. Sağlıklı yetişkinlerde gerçekleştirilen bir çalışmada, uygulama aracılığıyla elde edilen 6MWT mesafesi ve 30s-STs tekrar sayıları, altın standart laboratuvar ölçüm yöntemleriyle karşılaştırılmıştır (Mazéas, Blond, Chalabaev & Duclos, 2023).

Geçerlik analizleri, her iki test için de yüksek ile mükemmel düzeyde uyum ortaya koymuştur (6MWT için $\rho = 0,84$; 30s-STS için $\rho = 0,99$). Ortalama farkların düşük olması ve bağıl ölçüm hatalarının kabul edilebilir sınırlar içerisinde kalması, uygulamanın klinik kullanım potansiyelini desteklemiştir. Test–tekrar test güvenilirliğinin iyi düzeyde olduğu (ICC $\approx 0,77$) rapor edilmiş; özellikle klinik popülasyonlarda minimal algılanabilir değişim eşiğinin aşılabilmesi için birden fazla denemenin ortalamasının alınmasının faydalı olabileceği vurgulanmıştır.

Benzer şekilde, yaşlı bireylerde denge ve alt ekstremite kuvvetinin akıllı telefon tabanlı öz-testlerle değerlendirilmesine yönelik çalışmalar da mevcuttur. MyBalance prototipi; statik denge görevleri ile otur–kalk benzeri bir bacak kuvveti testini, telefonun dahili sensörlerini kullanarak entegre biçimde değerlendirmektedir (Månsson et al., 2021). Ayaktan tedavi gören bireylerin yer aldığı bir fizyoterapi ortamında, sensörlerden türetilen bacak kuvveti ölçümleri, yerleşik fonksiyonel testlerle orta ila güçlü düzeyde ilişkiler göstermiştir. Buna karşın dengeye ilişkin ölçümlerde korelasyonların daha sınırlı olduğu bildirilmiştir. Bu durum, akıllı telefonlar aracılığıyla fonksiyonel bacak kuvvetinin nicel olarak değerlendirilmesinin halihazırda yeterli bir doğruluk düzeyine ulaştığını; dengeye yönelik algoritmaların ise daha ileri geliştirmelere ihtiyaç duyduğunu düşündürmektedir.

Genel olarak bu çalışmalar, mobil uygulamaların fonksiyonel kuvvet değerlendirmesini hastane ve laboratuvar ortamlarının ötesine taşıyabileceğini göstermektedir. Uzaktan rehabilitasyon sürecinin izlenmesi, fonksiyonel gerilemenin erken dönemde saptanması ve fiziksel kapasitenin geniş ölçekli epidemiyolojik takibi açısından mobil teknolojilerin önemli bir tamamlayıcı rol üstlenebileceği anlaşılmaktadır.

4.6. Asimetri, Hareket Stratejisi ve Zaman İçinde İzlem

Kuvvet ya da güç gibi tekil performans değerlerinin ötesinde, günümüzde uygulayıcıların ilgisi giderek ekstremiteler arası asimetriye, kullanılan hareket

stratejilerine ve bunların performans ile sakatlık riskiyle olan ilişkilerine yönelmektedir. Akıllı telefon uygulamaları, bu bağlamda sıçrama asimetrisinin ve yön değiştirme hızındaki taraflar arası farkların izlenmesinde giderek daha sık kullanılmaktadır.

Genç basketbolcularda yürütülen bir çalışmada; tek bacaklı countermovement jump, tek bacaklı drop jump ve 505 yön değiştirme testi sırasında elde edilen asimetri indeksleri, My Jump 2 ve CODTimer uygulamaları kullanılarak değerlendirilmiştir (Bishop, Perez-Higueras Rubio, Lopez Gullon, Maloney & Balsalobre-Fernandez, 2022). Bulgular, bazı değişkenler için iyi ile mükemmel düzeyde güvenilirlik değerleri ortaya koymuş ve asimetrisinin yönünün ölçümler arasında büyük ölçüde tutarlı kaldığını göstermiştir. Daha da önemlisi, tek bacaklı drop jump sırasında daha yüksek sıçrama yüksekliği asimetrisine sahip sporcuların, daha düşük patlayıcı performans sergilediği ve yön değiştirme sürelerinin daha yavaş olduğu belirlenmiştir. Bu ilişki, uygulama tabanlı asimetri takibinin yalnızca teknik bir ölçüm aracı değil, aynı zamanda performansla doğrudan ilişkili, pratik açıdan anlamlı bir değerlendirme yöntemi olduğunu ortaya koymaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, mevcut literatür mobil uygulamaların artık yalnızca laboratuvar cihazlarının “dijital kopyaları” olmaktan çıktığını göstermektedir. Güncel uygulamalar; performans profillemesi, risk sınıflandırması ve uzunlamasına izlem gibi çok boyutlu amaçlara hizmet eden entegre platformlara dönüşmektedir. Spor bilimciler ve kuvvet-kondisyon uzmanları açısından bu durum, geleneksel değerlendirme bataryasının önemli bir bölümünün—dikey sıçrama, bar hızı, el kavrama kuvveti, otur-kalk performansı gibi testlerin—cepte taşınabilir araçlarla, ölçüm kalitesinden tamamen ödün vermeden uygulanabilmesi anlamına gelmektedir.

Önümüzdeki dönemdeki temel zorluk, bu mobil araçların sağlam geçerlik kanıtlarıyla desteklenen, algoritmaları şeffaf, ölçüm hataları açıkça raporlanan ve birbirleriyle entegre çalışan izlem sistemleri hâline getirilmesidir. Bu entegrasyon

sağlandığında, mobil teknolojilerin hem saha hem de klinik uygulamalarda uzun vadeli performans takibinin merkezinde yer alması kaçınılmaz görünmektedir.

5. Yürüme, Denge ve Fonksiyonel Performansın Değerlendirilmesinde İşaretsiz (Markerless), Akıllı Telefon Tabanlı ve Poz Tahmini Yaklaşımları

5.1. Laboratuvar Tabanlı Sistemlerden Klinik ve Ev Ortamlarına Geçiş

Yürüme, denge ve fonksiyonel performans; hareket kabiliyeti, düşme riski ve sportif performansın belirlenmesinde temel bileşenler arasında yer almaktadır. Bu alanların değerlendirilmesinde uzun yıllar boyunca reflektif işaretleyicilerle çalışan üç boyutlu hareket yakalama sistemleri ve kuvvet platformları kullanılmıştır. Söz konusu sistemler yüksek doğrulukta veri üretse de, yüksek maliyetleri, kurulum ve ölçüm sürecinin zaman alıcı olması, ayrıca özel mekân ve uzman personel gerektirmeleri nedeniyle kullanım alanları çoğunlukla araştırma laboratuvarları ve ileri düzey kliniklerle sınırlı kalmıştır.

Son on yılda ise bu alanda iki temel teknolojik eğilim, değerlendirme yaklaşımlarını köklü biçimde dönüştürmüştür. Bunlardan ilki, işaretsiz kamera tabanlı hareket analizi ve poz tahmini sistemleri; ikincisi ise akıllı telefonların dahili sensörlerine (ivmeölçer, jiroskop ve kamera) dayalı ölçüm yaklaşımlarıdır. İşaretsiz hareket yakalama sistemleri, bilgisayarlı görü ve derin öğrenme algoritmalarını kullanarak, tekli ya da çoklu kamera görüntülerinden eklem kinematikasını reflektif işaretleyicilere ihtiyaç duymadan tahmin edebilmektedir (Liang et al., 2022; Scataglini et al., 2024). Buna paralel olarak, akıllı telefonların yaygınlaşması ve donanımsal kapasitelerinin artması; klinik ortamlarda, toplum temelli uygulamalarda ve ev ortamında düşük maliyetli, taşınabilir yürüme ve denge değerlendirmelerinin önünü açmıştır (Rashid et al., 2021; Strongman et al., 2023; Tao et al., 2024).

Bu bölümde, işaretsiz ve akıllı telefon tabanlı yaklaşımların geçerlik ve güvenilirlik düzeyleri ile uygulamadaki kullanılabilirlikleri özetlenmekte; elde edilen bulguların spor bilimi ve rehabilitasyon alanları açısından ne anlama geldiği tartışılmaktadır.

5.2. İşaretsiz (Markerless) Kamera Tabanlı Yürüme Analizi

5.2.1. İşaretleyici Tabanlı Sistemlerle Karşılaştırma

İşaretleyici kullanılan üç boyutlu (3D) hareket yakalama sistemleri, yürüme analizinde hâlen altın standart olarak kabul edilmektedir. Bununla birlikte, yakın dönemde yayımlanan bir sistematik derleme ve meta-analiz, işaretsiz kamera tabanlı 3D hareket yakalama sistemlerinin (MCBS), işaretleyici tabanlı sistemlerle (MBS) karşılaştırıldığında özellikle mekânsal-zamansal parametreler açısından iyi ile mükemmel düzeyde doğruluk, geçerlik ve güvenilirlik sunduğunu ortaya koymuştur (Scataglini et al., 2024). Yürüme hızı, adım süresi ve adım uzunluğu için havuzlanmış ICC değerlerinin 0.81 ile 0.98 arasında değişmesi, iki yöntem arasındaki uyumun oldukça yüksek olduğunu göstermektedir.

Buna karşılık eklem kinematiğine ilişkin bulgular daha heterojen bir tablo sunmaktadır. Sagittal düzlemde kalça ve diz eklem açıları genellikle orta ile mükemmel düzeyde uyum sergilerken, ayak bileği kinematiği ile frontal ve transvers düzlemdeki hareketlerde eşzamanlı geçerlik ve güvenilirlik düzeylerinin daha düşük olduğu bildirilmektedir (Scataglini et al., 2024). Uygulama açısından bakıldığında bu durum, işaretsiz sistemlerin güncel olarak ayrıntılı üç boyutlu eklem kinematiğinden ziyade, küresel mekânsal-zamansal yürüme parametreleri için daha olgun ve güvenilir bir noktada olduğunu düşündürmektedir.

5.2.2. Tek ve Çok Kameralı Poz Tahmini Yaklaşımları

Tek kameralı sistemler, daha düşük maliyetleri ve basit kurulum gereksinimleri nedeniyle klinik ve saha uygulamaları açısından özellikle cazip bir seçenek sunmaktadır. Liang ve arkadaşları (2022), OpenPose ve 3DPoseNet algoritmalarını birleştirerek tek bir kameradan elde edilen görüntülerle üç boyutlu, işaretsiz yürüme kinematiği hesaplamış ve sonuçları optik hareket yakalama sistemiyle karşılaştırmıştır. Otuz katılımcı üzerinde gerçekleştirilen çalışmada, işaretsiz sistemin kendi içindeki test–tekrar test güvenirliliği neredeyse mükemmel düzeyde bulunmuş ($ICC \approx 1.0$); sistemler arası geçerlik ise $ICC(A,1)$ değerlerine göre yüksek düzeyde rapor edilmiştir. Diz eklem açısına ait zaman

serilerinin örnek entropisi ile sagittal düzlem açıları, referans sistemle büyük ölçüde örtüşmüş; bu da tek kameralı video analizinin nicel yürüme değerlendirmesi için kullanılabilirliğini desteklemiştir (Liang et al., 2022).

Pediyatrik popülasyonlarda ise Lin ve arkadaşları (2023), tipik gelişim gösteren çocuklar ile kalça gelişimsel displazisi olan çocuklarda iki boyutlu, işaretli bir yürüme analiz sistemini değerlendirmiştir. İki saat arayla gerçekleştirilen iki ölçüm oturumunda test–tekrar test güvenilirliği için ICC değerleri çoğunlukla 0.7’nin üzerinde bulunmuş; üç boyutlu yürüme analizi ile eşzamanlı geçerlik ise 0.835 ile 0.957 arasında değişmiş ve standart ölçüm hatası (SEM) düşük düzeylerde rapor edilmiştir (Lin et al., 2023).

Daha yakın tarihli bir çalışmada, VisionPose tabanlı iki boyutlu bir yürüme analiz sistemi; normal, hızlı ve tandem yürüme koşullarında Vicon 3D sistemle karşılaştırılmıştır (Matsuda et al., 2025). Zaman–mesafe parametreleri hem tek kameralı hem de bileşik kamera düzeneklerinde mükemmel uyum göstermiştir ($ICC(1,k) \geq 0.96$). Buna karşın eklem hareket açıklığına ilişkin sonuçlar genel olarak güçlü olmakla birlikte, özellikle tandem yürüme sırasında daha değişken bir uyum sergilemiştir. Bu bulgular, iki boyutlu modellerin klinik kullanım için yeterli bir doğruluk düzeyine ulaştığını; ancak daha karmaşık yürüme görevlerinde ek optimizasyonlara ihtiyaç duyulduğunu ortaya koymaktadır.

5.2.3. Tam Otomatik İşaretsiz Yürüme Analizi

Yürüme olaylarının (örneğin topuk teması ve parmak kalkışı) ve buna bağlı parametrelerin otomatik olarak çıkarılması, özellikle geniş örneklemli ve toplum temelli uygulamalar açısından kritik öneme sahiptir. Hii ve arkadaşları (2023), düşük hesaplama maliyetine sahip bir poz tahmin modeli olan MediaPipe Pose’u kullanarak, tamamen otomatik bir zamansal yürüme analizi hattı geliştirmiş ve bu sistemi Vicon referans sistemiyle karşılaştırmıştır. Zamansal yürüme parametrelerinin büyük bir kısmı için iyi ile mükemmel düzeyde ICC değerleri (≥ 0.75) rapor edilmiş, yalnızca sınırlı sayıdaki parametrede orta düzeyde uyum gözlenmiştir.

Bu tür düşük donanım ve işlem gücü gereksinimi olan otomatik analiz yaklaşımları, özellikle laboratuvar dışı ortamlarda uzun dönemli yürüme değişimlerinin izlenmesi ve antrenman ya da rehabilitasyon müdahalelerinin etkilerinin değerlendirilmesi açısından dikkat çekici bir potansiyel sunmaktadır. Ölçüm sürecinde insan müdahalesini en aza indirmesi, bu sistemleri saha ve ev temelli kullanımlar için daha uygulanabilir hâle getirmektedir.

5.3. Akıllı Telefon Tabanlı Yürüme Analizi

5.3.1. Genel Kanıtlar ve İvmeölçer Tabanlı Yaklaşımlar

Akıllı telefonlarda yer alan ivmeölçer sensörler, laboratuvar düzeyindeki sistemlere alternatif olarak yürüme analizinde yaygın biçimde araştırılmıştır. Yirmi bir çalışmayı kapsayan bir kapsamlı derlemede, Strongman ve arkadaşları (2023), akıllı telefon ivmeölçerlerine dayalı yürüme ölçümlerinin; hareket yakalama sistemleri, basınç tabanlı yürüme yolları ve giyilebilir IMU'larla karşılaştırıldığında yürüme hızı, kadans ve adım uzunluğu gibi kinematik parametreler için genel olarak iyi düzeyde geçerlik ve güvenilirlik sunduğunu bildirmiştir. Bununla birlikte, sensörün vücut üzerindeki konumunun ölçüm doğruluğunu anlamlı biçimde etkilediği; konum temelli verilerin, ham ivme sinyallerine kıyasla daha güçlü korelasyonlar sergilediği vurgulanmıştır.

Tao ve arkadaşları (2024), uyluk ve bel bölgesine yerleştirilen akıllı telefonları, referans olarak kaval kemiğine monte edilmiş bir IMU ile karşılaştırarak; 30 sağlıklı yetişkinde, bireylerin kendi seçtikleri üç farklı yürüme hızında ölçümler gerçekleştirmiştir. Yürüme hızından bağımsız olarak hem uyluk hem de bel yerleşiminde güvenilirlik değerleri iyi düzeyde bulunmuştur ($ICC_{2,1} > 0.75$). Ancak uyluğa yerleştirilen akıllı telefonlardan elde edilen parametreler, IMU ölçümleriyle anlamlı fark göstermemiştir. Buna karşılık, bel bölgesine yerleştirilen telefonlarda özellikle yüksek hızda duruş/salınım fazları, duruş süresi ve adım uzunluğu açısından anlamlı farklılıklar ortaya çıkmıştır (Tao et al., 2024). Bu bulgular, akıllı telefon tabanlı yürüme analizinde sensör yerleşiminin

standartlaştırılmasının ölçüm kalitesi açısından kritik olduğunu açık biçimde ortaya koymaktadır.

5.3.2. Klinik ve Gerçek Yaşam Uygulamaları

Rashid ve arkadaşları (2021), bir akıllı telefon uygulamasını dört statik denge görevi ve iki yürüme görevi sırasında değerlendirmiş; referans olarak üç boyutlu hareket yakalama sistemini kullanmıştır. Periyodiklik indeksi, adım uzunluğu, adım süresi, yürüme hızı ve postüral stabilite çıktıları için orta ile mükemmel düzeyde geçerlik ($r_p = 0.55-0.98$; LoA %3–12) ve orta ile mükemmel düzeyde güvenilirlik (ICC = 0.52–0.92; SEM %1–6) elde edilmiştir. Tekrar etkileri hesaba katıldığında sonuçların tutarlılığı artmıştır. Buna karşın adım değişkenliği ve asimetriye ilişkin ölçütler genellikle zayıf geçerlik ve güvenilirlik sergilemiş; bu durum, küresel yürüme parametrelerinin ince varyabilite ölçütlerine kıyasla akıllı telefonlarla daha sağlam biçimde yakalanabildiğini göstermiştir.

Christensen ve arkadaşları (2022), OneStep akıllı telefon uygulamasını hem sağlıklı yetişkinlerde farklı yürüme koşulları altında hem de total kalça veya diz artroplastisi sonrası hastalarda incelemiştir. Sağlıklı bireylerde sistemler arası, ekstremiteler arası ve cihazlar arası ICC değerleri 0.56 ile 0.99 arasında değişmiş; Pearson korelasyonları 0.45–0.99 aralığında bulunmuştur. Uygulamanın mekânsal-zamansal değişkenleri hafif düzeyde sistematik olarak düşük tahmin ettiği bildirilmiştir. Cerrahi geçirmiş hastalarda ise OneStep, 2. ve 10. haftalar arasında yürüme bozukluğundaki iyileşmeleri anlamlı ve büyük etki büyüklükleriyle saptamış ($p < 0.001$); bu da gerçek yaşam ortamlarında uzunlamasına izleme için uygulanabilirliğini ortaya koymuştur (Christensen et al., 2022).

Floodlight GaitLab protokolü, akıllı telefon tabanlı yürüme ve denge testlerini multipl sklerozda dijital biyobelirteçler olarak doğrulamayı amaçlayan kapsamlı bir girişimi temsil etmektedir. Yaklaşık 100 multipl sklerozlu birey ve 35 sağlıklı kontrol, laboratuvar ve gerçek yaşam görevlerini yerine getirerek; altın standart araçlarla eşzamanlı geçerlik, test–tekrar test güvenilirliği, ekolojik geçerlik ve

klirik ile hasta bildirimi sonulara karřı yapı geerliđinin deđerlendirilmesine olanak sađlamaktadır (Rinderknecht et al., 2023).

5.4. Akıllı Telefon Tabanlı Denge ve Postüral Kontrol

5.4.1. Statik Denge, Postüral Salınım ve Sensör Yerleşimi

Postüral salınımın deđerlendirilmesi, akıllı telefon tabanlı denge analizinin en yaygın kullanım alanlarından biridir. German ve Sarig Bahat (2021), özelleştirilmiş bir akıllı telefon uygulamasını; kuvvet platformu ve modifiye Balance Error Scoring System (mBESS) ile 29 sađlıklı yetişkinde karřılařtırmıştır. Çift ayak ve tandem duruş pozisyonlarında, uygulamadan elde edilen salınım yol uzunluđu ölçütleri kuvvet platformu verileriyle güçlü korelasyonlar göstermiştir ($r = 0.81-0.91$). Test–tekrar test güvenirliliđi uygulama için $0.66-0.75$, kuvvet platformu için ise $0.69-0.77$ aralığında bulunmuştur. Ayrıca uygulama ile mBESS arasındaki korelasyonun ($r = 0.80$), kuvvet platformu ile mBESS arasındaki korelasyondan daha yüksek olması, akıllı telefon temelli salınım ölçütlerinin klinik açıdan anlamlılıđını desteklemiştir.

Sensörün vücut üzerindeki konumu, yöntemsel açıdan belirleyici bir faktördür. Lee ve Han (2021), akıllı telefonu sternum, bel ve kaval kemiđi seviyelerine yerleştirerek; köpük ped üzerinde 30 saniyelik tek ayak duruşu sırasında ölçümler gerçekleřtirmiştir. Test–tekrar test güvenirliliđi sternum ve bel yerleşiminde orta düzeyde ($ICC = 0.50-0.74$), kaval kemiđi yerleşiminde ise iyi düzeyde bulunmuştur ($ICC = 0.75-0.89$). Bu sonuçlar, destekleyen ekstremiteye daha yakın distal yerleşimlerin dinamik denge ölçümleri için daha güvenilir olabileceđini düşündürmektedir.

Prato ve arkadaşları (2024), Android ve iOS tabanlı akıllı telefonları belin alt bölgesine yerleştirerek; tandem ve tek ayak duruşu sırasında, gözler açık ve kapalı koşullarda salınım yolu, aralıđı ve alanını işaretleyici tabanlı verilerle karřılařtırmıştır. Gözler açık koşullarda tüm sistemler için güvenilirlik iyi ile mükemmel düzeyde bulunmuş ($ICC = 0.82-0.98$); gözler kapalı koşullarda ise ICC deđerleri daha deđişken bir aralıkta rapor edilmiştir ($0.31-0.87$). Akıllı

telefonlardan elde edilen salınım ölçütleri ile işaretleyici tabanlı ölçümler arasındaki korelasyonlar orta ile çok yüksek düzeyler arasında değişmiş ($r = 0.56-0.97$) ve entegre akıllı telefon yaklaşımlarının denge değerlendirmesinde geçerli ve güvenilir nicel ölçümler sunduğunu doğrulamıştır.

5.4.2. Antisipatuvar Postüral Ayarlamalar ve Makine Öğrenmesi

Statik postüral salınım ölçümlerinin ötesinde, akıllı telefonlar antisipatuvar postüral ayarlamaların (anticipatory postural adjustments, APA) nicel olarak değerlendirilmesine de olanak tanımaktadır. Onuma ve arkadaşları (2023), tek ayak duruşuna geçiş sırasında ortaya çıkan mediolateral ivmeyi incelemek amacıyla L5 seviyesine bir akıllı telefon ve bir ivmeölçer yerleştirmiştir. Hem tepe gecikme süresi hem de ivmenin tepe büyüklüğü, her iki cihaz için de kabul edilebilir düzeyde gözlemci içi güvenilirlik göstermiştir. Ayrıca akıllı telefonla elde edilen ölçümlerin ivmeölçer verileriyle geçerli olduğu rapor edilmiştir. Bu bulgular, akıllı telefon temelli APA göstergelerinin klinik denge değerlendirmesinde basit ve uygulanabilir belirteçler olarak kullanılabileceğini düşündürmektedir.

Makine öğrenmesi yaklaşımları, bu potansiyeli daha da ileri taşımaktadır. Nassajpour ve arkadaşları (2024), 28 yetişkinden elde edilen akıllı telefon ivmeölçer verilerini kullanarak, XGBoost tabanlı bir model aracılığıyla modifiye Clinical Test of Sensory Interaction on Balance (m-CTSIB) skorlarını tahmin etmiştir. Gerçek referans skorlar kuvvet platformu sistemi üzerinden elde edilmiş; model tarafından tahmin edilen skorlar ile referans değerler arasında güçlü bir ilişki bulunmuştur ($r = 0.92$). Bu sonuçlar, ham akıllı telefon sensör verilerinden klinik açıdan anlamlı denge skorlarının çıkarılabileceğini göstermekte ve yapay zekâ destekli analizlerin klinik değerlendirme süreçlerine entegrasyonu açısından önemli bir kanıt sunmaktadır.

5.5. Nörolojik ve Kardiyovasküler Popülasyonlar

Yürüme ve denge bozuklukları; Parkinson hastalığı, inme, multipl skleroz ve serebral küçük damar hastalığı gibi birçok nörolojik durumda yaygın olarak

görülmektedir. Bu popülasyonlarda akıllı telefon ve işaretleyicisiz (markerless) temelli değerlendirme yaklaşımları, düşük yükte sık ölçüm yapılmasına ve uzaktan izlemeye olanak tanıyan önemli fırsatlar sunmaktadır.

Parkinson hastalığında akıllı telefon uygulamalarını inceleyen bir sistematik derleme, yürüme, denge ve donma (freezing of gait) değerlendirmelerinde güçlü geçerlik, iyi ile mükemmel düzeyde güvenilirlik ve tatmin edici ayırt edici özellikler rapor etmiştir (Abou et al., 2021a). Bununla birlikte, çalışmalardan yalnızca sınırlı bir kısmında kullanılabilirlik (usability) değerlendirilmiş olup, bu durum uzun vadeli klinik benimseme açısından önemli bir eksiklik olarak öne çıkmaktadır.

İnme geçirmiş bireylerde yapılan ve yedi kesitsel çalışmayı kapsayan bir sistematik derleme, akıllı telefon tabanlı yürüme ve denge değerlendirmelerinin kontrollü laboratuvar koşullarında geçerli, güvenilir, özgül ve duyarlı olduğunu ortaya koymuştur (Peters et al., 2024). Benzer sonuçlar multipl skleroz için de bildirilmiş; akıllı telefon uygulamalarının yeterli geçerlik ve güvenilirlik sunduğu, ancak parametrelerin ve test protokollerinin standardizasyonuna yönelik ek çalışmalara ihtiyaç olduğu vurgulanmıştır (Abou et al., 2021b).

Tao ve arkadaşları (2024), bu araştırma çizgisini serebral küçük damar hastalığı olan bireylere genişleterek, akıllı telefonlardan elde edilen yürüme parametrelerinin tek görevli ve çift görevli (bilişsel ve motor) yürüme koşulları arasındaki değişimlere duyarlı olduğunu göstermiştir. Bu bulgu, akıllı telefon temelli analizlerin yalnızca temel yürüme kapasitesini değil, aynı zamanda yürüyüş sırasında yürütücü işlevler ve dikkat yüküyle ilişkili değişimleri de yakalayabildiğini ortaya koymaktadır.

5.6. Yöntemsel Hususlar ve Sınırlılıklar

Elde edilen bulgular genel olarak umut verici olsa da, akıllı telefon ve işaretleyicisiz (markerless) sistemlerin kullanımına ilişkin bazı önemli yöntemsel sorunlar halen varlığını sürdürmektedir:

- Düzlem ve ekleme özgü doğruluk:
İşaretleyicisiz sistemler, özellikle sagittal düzlemdeki zamansal-mekânsal parametrelerde en yüksek doğruluğu göstermektedir. Buna karşılık frontal ve transvers düzlem eklem açıları ile ayak bileği kinematiği halen daha sınırlı doğruluk ve güvenilirlik sergilemektedir (Scataglini et al., 2024). Bu durum, yön değiştirme, kesme (cutting) ve pivot hareketlerinin yoğun olduğu spor dalları açısından önemli bir sınırlılık oluşturmaktadır.
- Sensör yerleşimi ve protokol standardizasyonu:
Ölçüm kalitesi, akıllı telefonun vücut üzerindeki konumuna (bel, uyluk, tibia gibi), örnekleme frekansına ve test süresine yüksek derecede bağlıdır (Lee & Han, 2021; Tao et al., 2024; Prato et al., 2024). Bu nedenle hem araştırma hem de klinik uygulamalar için açık, tekrarlanabilir ve standartlaştırılmış protokollerin geliştirilmesi kritik önem taşımaktadır.
- Görev zorluğu ve ölçüm gürültüsü:
Gözler kapalı denge görevleri, tandem duruş, hızlı yürüme veya çift görevli (dual-task) koşullar gibi daha zorlayıcı testler, hem işaretleyicisiz sistemlerde hem de akıllı telefon tabanlı ölçümlerde güvenirliliğin azalmasına yol açmaktadır (Matsuda et al., 2025; Prato et al., 2024). Bu tür “stres testleri” için daha gelişmiş sinyal işleme yaklaşımlarına ve gürültüye dayanıklı algoritmalara ihtiyaç vardır.
- Değişkenlik ve asimetri ölçütleri:
Adım değişkenliği, asimetri ve karmaşık stabilite indeksleri, temel zamansal-mekânsal parametrelere kıyasla ölçüm gürültüsüne daha duyarlıdır ve çoğu çalışmada daha düşük geçerlik ve güvenilirlik göstermektedir (Rashid et al., 2021). Bu nedenle bu tür çıktılar yorumlanırken daha temkinli olunması gerekmektedir.

- Algoritma şeffaflığı ve klinik yorumlanabilirlik:
Makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar, klinisyenler açısından sıklıkla “kara kutu” olarak algılanabilmektedir. Algoritma çıktılarının bilinen klinik skorlar, eşik değerler ve minimal algılanabilir değişim (minimal detectable change) ölçütleriyle ilişkilendirilmesi, bu teknolojilerin klinik ve saha uygulamalarında benimsenmesi açısından kritik bir gerekliliktir (Nassajpour et al., 2024).

5.7. Spor Bilimleri ve Rehabilitasyon İçin Pratik Çıkarımlar

Mevcut bulgular bir arada değerlendirildiğinde, işaretleyicisiz kamera sistemleri ile akıllı telefon tabanlı sensörlerin aşağıdaki alanlarda sağlam, geçerli ve güvenilir ölçümler sunduğu görülmektedir:

- Zamansal-mekânsal yürüme parametreleri (yürüme hızı, kadans, adım/stride süresi ve uzunluğu),
- Temel postüral salınım ölçütleri,
- Standartlaştırılmış fonksiyonel denge testleri.

Spor bilimleri açısından bu teknolojiler:

- Performans değerlendirmesinin laboratuvar ortamının dışına taşınmasını,
- Saha koşullarında yürüme ve denge profillerinin hızlı ve pratik şekilde taranmasını,
- Yaralanma sonrası rehabilitasyon sürecinin ve spora dönüş kararlarının objektif olarak izlenmesini

mümkün kılmaktadır.

Rehabilitasyon ve klinik uygulamalar bağlamında ise bu araçlar:

- Nörolojik hastalar ve yaşlı bireylerde tele-rehabilitasyon ve uzaktan izleme olanaklarını,
- Ortopedik cerrahiler sonrası düzenli ve düşük yüklerle takip süreçlerini,
- Çift görevli ve bağlama özgü (context-dependent) yürüme adaptasyonlarının nicel olarak değerlendirilmesini

kolaylaştırmaktadır.

Gelecekteki çalışmaların; popülasyon ve branşa özgü referans değerlerin geliştirilmesine, ölçüm protokollerinin uyumlaştırılmasına ve bu teknolojilerin klinik iş akışları ile sporcu izleme sistemlerine bütüncül biçimde entegre edilmesine odaklanması gerekmektedir. Bu noktada temel soru artık bu araçların kullanılıp kullanılamayacağı değil; hangi parametrelerin, hangi popülasyonlarda ve hangi standart koşullar altında en anlamlı klinik ve pratik çıktıları sağlayacağıdır.

6. Akıllı Telefon ve Mobil Sağlık Tabanlı Değerlendirmelerde Ölçüm Hatası, Uygulanabilirlik ve Sınırlılıklar

Akıllı telefon ve sensör tabanlı sistemler, kısa süre içinde deneysel araçlar olmaktan çıkarak kardiyoloji, diyabet yönetimi, cerrahi, ruh sağlığı ve halk sağlığı gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılan platformlara dönüşmüştür. Bu gelişmeler; gömülü sensörler, mobil uygulamalar, bulut tabanlı analizler ve yapay zekâ gibi aynı teknik altyapıyı kullandıkları için yürüme, denge ve fonksiyonel performans değerlendirmeleri açısından da doğrudan önem taşımaktadır. Bu bölümde, mobil sağlık (mHealth) teknolojilerine ilişkin ölçüm hataları, uygulanabilirlik ve sınırlılıklar ele alınmakta; elde edilen kavramsal ve metodolojik çıkarımlar akıllı telefon temelli biyomekanik değerlendirmelere uyarlanmaktadır.

6.1. Mobil Sağlıkta Ölçüm Hatası

Klasik ölçüm kuramında hata, genellikle güvenilirliği etkileyen rastgele hata ile geçerliği etkileyen sistematik hata veya yanlılık olarak ikiye ayrılır. Ancak mobil sağlık uygulamalarında bu çerçeveye ek olarak aşağıdaki unsurların da dikkate alınması gerekmektedir:

- Cihaz düzeyinde değişkenlik:
Farklı telefon modelleri, işletim sistemleri ve yazılım/firmware sürümleri,

- Sensör ve algoritma farklılıkları: PPG ile ECG arasındaki farklar, farklı ivmeölçer markaları, üreticiye özgü filtreleme ve işleme algoritmaları,
- Kullanıcı davranışı ve bağlam: Cihazın ne şekilde, ne zaman ve hangi ortamda takıldığı, kullanıldığı veya şarj edildiği.

Mobil aritmi izleme uygulamaları bu sorunları açık biçimde ortaya koymaktadır. Akıllı telefon tabanlı PPG ve ECG sistemleri, özellikle seyrek görülen semptomlarda atriyal fibrilasyonun saptanmasına yönelik duyarlılığı artırsa da, yalancı pozitif ve yalancı negatif sonuçlara hâlen açıktır ve PPG tabanlı uyarıların çoğu zaman ECG ile doğrulanması gerekmektedir (Baman et al., 2022). Benzer durumların yürüme ve denge uygulamalarında da ortaya çıkması beklenmektedir; zira düşme riski ya da donma (freezing of gait) gibi ince eşiklere dayalı çıktılar, gürültüye, artefaktlara ve algoritmik kesme noktalarına karşı oldukça hassastır. Büyük ölçekli mobil algılamada ölçüm hatası, gürültülü, yüksek boyutlu, heterojen veri akışları ve düzensiz örnekleme nedeniyle daha da artmaktadır. İnsan merkezli yapay zekâ yaklaşımı, mobil sensör verilerinin kesintili bağlantı, değişken kullanıcı uyumu, bağlamsal farklılıklar ve kusurlu etiketleme gibi faktörlerden etkilendiğini vurgulamaktadır. Tüm bu unsurlar, elde edilen dijital biyobelirteçlerin hassasiyetini ve doğruluğunu doğrudan etkilemektedir (Dang et al., 2023).

6.2. Cihaz, Sensör ve Algoritma Kaynaklı Hata Unsurları

Teknik açıdan bakıldığında, akıllı telefon ve mobil sağlık sistemlerinde ölçüm hatasına ve sınırlılıklara yol açan başlıca unsurlar aşağıda özetlenmektedir:

1. Sensör özellikleri ve örnekleme süreçleri
Akıllı telefonlara gömülü sensörler; ölçüm aralığı, çözünürlük, örnekleme frekansı ve sinyal filtreleme özellikleri açısından önemli farklılıklar göstermektedir. Aritmi tespitine yönelik çalışmalar, PPG tabanlı sistemlerin hareket artefaktlarını ritim bozukluğu olarak yanlış sınıflandırabildiğini ve batarya yönetimi ile örnekleme stratejilerinin duyarlılık-özgüllük dengesini doğrudan etkilediğini ortaya koymaktadır (Baman et al., 2022). Yürüme ve denge değerlendirmelerinde de benzer sorunlar söz konusudur; düşük örnekleme frekansı veya agresif veri sıkıştırma, kısa süreli ve yüksek frekanslı olayların (örneğin darbe pikleri veya ani denge bozulmaları) düzleştirilerek kaybolmasına neden olabilmektedir.
2. Platform ve donanım heterojenliği
Mobil sağlık sistemleri, çok sayıda marka ve işletim sistemi üzerinde çalışmaktadır. Halk sağlığı perspektifinden yapılan derlemeler, popülasyon düzeyindeki analizlerde marka ve platforma özgü kullanıcı profillerinin (örneğin Apple, Fitbit veya Samsung ekosistemleri) dikkate alınması gerektiğini vurgulamaktadır. Bu kullanıcı grupları genellikle genel nüfusu temsil etmemekte ve ölçüm özelliklerinde sistematik farklılıklar ile seçim yanlılığına yol açabilmektedir (Velmovitsky et al., 2024).
3. Algoritmaların evrimi ve model kayması (model drift)
Mobil cihazlar üzerinde çalışan yapay zekâ ve makine öğrenmesi modelleri; gürültülü sensör verileri, kullanıcılar arası heterojenlik, seyrek ve düzensiz zaman serileri ile sınırlı hesaplama kaynaklarıyla başa çıkmak zorundadır (Dang et al., 2023). Gizliliği korumak amacıyla

önerilen federatif öğrenme yaklaşımları, dağıtık cihazlar üzerinde model eğitimi imkânı sunsa da; yüksek iletişim maliyeti, istatistiksel heterojenlik ve istemciler arası sistem farklılıkları gibi önemli teknik sınırlılıklar barındırmaktadır (Wang et al., 2023). Klinik uygulamalar ve araştırmalar açısından bakıldığında, sürekli güncellenen algoritmalar “hareketli bir hedef” yaratmakta; yazılım güncellemeleri sonrasında ölçüm özelliklerinin değişmesi, uzunlamasına yorumlamayı güçleştirmektedir.

4. Kontrollü ortamlar ile gerçek yaşam arasındaki doğrulama boşluğu
Birçok mobil sağlık aracı, laboratuvar veya hastane gibi kontrollü ortamlarda umut verici doğruluk sergilese de, ev veya serbest yaşam koşullarında aynı düzeyde titizlikle değerlendirilmemiştir. Bu durum, aritmi izlemelerinden kronik hastalık yönetimine ve ruh sağlığı uygulamalarına kadar pek çok alanda rapor edilmekte olup (Baman et al., 2022), laboratuvar dışı yürüme ve denge izlemeleri için de benzer şekilde geçerlidir.

6.3. Kullanıcı, Arayüz ve Bağlam Kaynaklı Sınırlılıklar

Mobil sağlık uygulamalarında ölçüm hataları yalnızca teknik faktörlerden değil, aynı zamanda insan odaklı unsurlardan da güçlü biçimde etkilenmektedir:

1. Arayüz tasarımı ve yaşa bağlı kısıtlılıklar
Yaşlı bireylere yönelik mobil uygulamaları inceleyen bir sistematik derleme, algısal, motor ve bilişsel sınırlılıkları hedefleyen dokuz temel tasarım önerisi tanımlamıştır (Liu et al., 2021). Düşük yazı kontrastı, küçük dokunma alanları, karmaşık menü yapıları ve yüksek bilişsel yük; hatalı veya eksik veri girişine, kullanıcı uyumunun azalmasına ve kayıp veri oranlarının artmasına yol açabilmektedir. Bu sorunlar, özellikle denge veya fonksiyonel testlerin doğrudan gözetim olmaksızın bireyler tarafından uygulandığı durumlarda daha belirgin hale gelmektedir.

2. Algılanan yük ve kullanılabilirlik sınırlılıkları
Farklı alanlardaki çalışmalar, kullanıcıların mobil sağlık uygulamalarını hem fayda hem de yük kaynağı olarak deneyimlediğini göstermektedir. Gebelikte diyabeti olan kadınlar, uygulamaların sunduğu kolaylık ve psikososyal desteği değerli bulurken; eksik özellikler, yorucu etkileşim gereksinimleri ve sanal bakım süreçlerine duyulan güvensizliği önemli sınırlılıklar olarak bildirmiştir (Sushko et al., 2023). Benzer şekilde, kırsal bölgelerde yaşayan ruh sağlığı uygulaması kullanıcıları; batarya şarjı, veri kotası aşımı, gizlilik endişeleri ve uygulama temelli destekle ilgili rahatsızlıkları vurgulamıştır (McCarthy et al., 2024). Bu faktörler kullanıcı uyumunu azaltmakta, zaman serisi verilerini bozmakta ve rastgele olmayan veri kayıplarına yol açabilmektedir.
3. Gizlilik, güvenlik ve güven unsuru
Kardiyoloji, inflamatuvar bağırsak hastalıkları, fetal/neonatal kardiyoloji ve halk sağlığı alanlarındaki derlemeler, veri gizliliği, güvenlik, hukuki ve etik kaygıların mobil sağlık uygulamalarının benimsenmesi ve sürdürülebilir kullanımı önündeki en büyük engellerden biri olduğunu tutarlı biçimde vurgulamaktadır (Spartz et al., 2022; Padovani et al., 2023; Velmovitsky et al., 2024). Kullanıcıların veri saklama ve kullanım süreçlerine güven duymaması, sensörleri bilinçli olarak devre dışı bırakmalarına, hassas görevlerden kaçınmalarına veya semptomları eksik bildirmelerine neden olabilmekte; bu durum da yanlış veri setlerine yol açmaktadır.
4. Güçlendirme anlayışı ve etkileşim dinamikleri
Pek çok mobil sağlık aracı bireysel güçlendirme (self-empowerment) yaklaşımı etrafında tasarlanmıştır. Ancak kavramsal çalışmalar, bunun yerine etkileşimsel güçlendirme kavramına yönelmeyi önermektedir; yani hasta, klinisyen ve sağlık sistemleri arasında veri paylaşımını ve iletişimi destekleyen bir yapı kurulması gerektiği vurgulanmaktadır

(Hamberger et al., 2022). Bu etkileşim katmanı eksik olduğunda veya zayıf tasarlandığında, mobil uygulamalar teknik olarak kabul edilebilir ölçüm hatasına sahip olsalar bile, klinik entegrasyonu sınırlı ve izole veri silolarına dönüşme riski taşımaktadır.

6.4. Uygulanabilirlik, Kullanılabilirlik ve Kabul Edilebilirlik

Farklı hasta gruplarında yürütülen uygulanabilirlik ve kullanılabilirlik çalışmaları, mobil sağlık (mHealth) uygulamalarının gerçek yaşam koşullarındaki kullanımına ilişkin kapsamlı bir tablo sunmaktadır:

1. Yüksek frekanslı preoperatif ve postoperatif izlem

Omurga cerrahisi adaylarında, giyilebilir takip cihazları ile ekolojik anlık değerlendirmeleri (EMA; günde 5 kez, 3 hafta boyunca) birleştiren çok modlu bir preoperatif izlem protokolünde, ortalama EMA tamamlama oranı %86 olarak rapor edilmiş ve Fitbit uyumunun yüksek olduğu gösterilmiştir. Katılımcıların büyük çoğunluğu deneyimlerini olumlu olarak değerlendirmiş ve protokolü yeniden uygulamaya istekli olduklarını belirtmiştir (Greenberg et al., 2023).

Benzer şekilde, artroplasti veya omurga cerrahisi sonrası 180 güne kadar ağrı, duygu durumu, fonksiyon ve hasta bildirimli sonuçları izleyen mobil bir platform (PositiveTrends), iyi düzeyde kullanılabilirlik sergilemiştir (System Usability Scale $\approx 82/100$) ve klinik olarak anlamlı iyileşme eğrileri ortaya koymuştur (Naik et al., 2023). Bu bulgular, belirli hasta gruplarında yoğun mobil izlemin mümkün olduğunu gösterirken, kullanıcı katılımının zaman içinde azalma eğilimi gösterdiğine de işaret etmektedir.

2. Hastalığa özgü iyileşme ve kendi kendini yönetme araçları

Radikal sistektomi sonrası hastalarda eğitim, uyarı sistemleri ve semptom takibini içeren bir mobil uygulama yüksek düzeyde uygulanabilir ve kabul edilebilir bulunmuştur (hasta memnuniyeti $>90\%$). Ancak, taburculuktan bir hafta sonra uygulamayı kullananların oranı %90 iken, izlem sürecinin ilerleyen dönemlerinde bu oran %50'ye düşmüştür; teknik sorunlar etkileşimin azalmasının başlıca nedeni olarak bildirilmiştir (Weiss et al., 2024).

Düşük gelirli topluluklarda yeni işitme cihazı kullanıcılarına yönelik WhatsApp veya SMS tabanlı bir mHealth adaptasyon programı ise anlaşılır ve faydalı olarak değerlendirilmiş; katılımcıların çoğu altı ay sonra da cihazlarını kullanmaya devam etmiştir. Buna karşın, bazı teknik ve cihaz kaynaklı sorunların sürdüğü rapor edilmiştir (Frisby et al., 2023).

3. Günlük yaşama entegre egzersiz ve fonksiyonel programlar

Pre-frail yaşlı bireylerde, yaşam tarzına entegre edilmiş çok bileşenli bir egzersiz programının (PF-Life) mHealth platformu aracılığıyla sunulduğu bir çalışmada, protokolün tamamına uyum oranı %88, sürenin en az %75'ine uyum oranı ise %95 olarak bildirilmiştir. Kullanılabilirlik skorları yüksek bulunmuş ve el kavrama kuvveti, Timed Up-and-Go testi ve sandalyeden kalkma performansında anlamlı iyileşmeler gözlenmiştir. Ayrıca hiçbir olumsuz olay rapor edilmemiştir (Li et al., 2024). Bu sonuçlar, iyi tasarlanmış ve kullanıcıya yük bindirmeyen müdahalelerin hem uygulanabilirlik hem de fonksiyonel kazanım sağlayabildiğini göstermektedir.

4. Popülasyon ve kültüre özgü uygulanabilirlik

Vietnamlı popülasyonlarda SMS ve düşük bant genişliğine dayalı mHealth müdahaleleri genel olarak uygulanabilir ve kabul edilebilir bulunmuş; kronik hastalık yönetimi, aşılama takibi ve yaşam tarzı değişikliklerini desteklemiştir. Bununla birlikte, maliyet-etkililik ve uzun dönem sonuçlara ilişkin verilerin sınırlı olduğu vurgulanmıştır (Nguyen et al., 2023).

Benzer şekilde, yaşlı bireylere yönelik ruh sağlığı sohbet botlarının değerlendirildiği çalışmalarda, iyilik hali üzerinde olumlu etkiler rapor edilmiş; ancak bu sistemlerin daha kapsamlı değerlendirme ve iyileştirmelere ihtiyaç duyduğu belirtilmiştir (Chou et al., 2023).

Genel Değerlendirme

Genel olarak uygulanabilirlik çalışmaları, kısa ve orta vadede kullanıcı uyumunun sağlanabildiğini, özellikle şu koşullar altında bunun daha olası olduğunu göstermektedir:

- Müdahalenin günlük yaşama net fayda sağlaması ve kolay entegre edilebilir olması,
- Teknik gereksinimlerin ve veri taleplerinin makul düzeyde tutulması,
- Sorun çözümünde destek mekanizmalarının (örneğin toplum sağlığı çalışanları) bulunması.

Bununla birlikte, kullanıcı etkileşiminin zaman içinde sıklıkla azaldığı ve kontrollü pilot çalışmalarında elde edilen uygulanabilirliğin, rutin ve geniş ölçekli uygulamalara doğrudan genellenemeyebileceği açıktır.

6.5. Eşitlik, Erişim ve Dijital Bölünme

Mobil sağlık (mHealth) teknolojileri, önemli fırsatlar sunmakla birlikte yeni tür önyargılar ve eşitsizlik risklerini de beraberinde getirmektedir:

- Cihaz ve bağlantıya erişim: Akıllı telefon sahipliği, veri paketlerine erişim ve güvenilir internet bağlantısı; yaş, sosyoekonomik durum, coğrafi konum ve ülkelerin gelir düzeyine bağlı olarak eşit dağılmamaktadır. Derleme çalışmalar, kronik hastalıklar ve ruh sağlığına yönelik mHealth müdahalelerinin bu engelleri açık biçimde ele almadığı durumlarda mevcut eşitsizlikleri derinleştirme riski taşıdığını vurgulamaktadır (Nguyen et al., 2023; McCarthy et al., 2024; Velmovitsky et al., 2024).
- Tasarım ve değerlendirmede kullanıcı çeşitliliği: Pek çok mHealth çalışması küçük ve görece homojen örneklemelerle yürütülmekte; dijital okuryazarlık düzeyi, teknolojiyle rahatlık ve kültürel faktörler çoğu zaman sistematik olarak dikkate alınmamaktadır. Kullanıcı–geliştirici ortak üretimi (co-production) yaklaşımı, uygulamaların gerçek yaşam ihtiyaçları ve kısıtlarıyla uyumlu hale getirilmesi açısından önerilmektedir (Sushko et al., 2023; McCarthy et al., 2024).
- Verilerin temsiliyeti: Akıllı telefon ve giyilebilir cihaz verilerine dayalı geniş ölçekli halk sağlığı izlem çalışmaları, belirli marka ve platform kullanıcılarını aşırı temsil ederken kırılgan grupları yeterince

yansıtmayabilir. Bu durum, epidemiyolojik çıkarımların sistematik olarak yanlı olmasına yol açabilir (Velmovitsky et al., 2024).

Yürüme, denge ve fonksiyonel performans değerlendirmesi bağlamında bu durum, teknolojiyle rahat, iyi kaynaklara sahip popülasyonlarda eğitilmiş ve doğrulanmış algoritmaların; dijital becerileri sınırlı yaşlı bireylere, kırsal topluluklara veya düşük kaynaklı ortamlara doğrudan genellenemeyebileceği anlamına gelmektedir. Eşitlik boyutu çalışma tasarımına bilinçli biçimde entegre edilmediği sürece bu risk kaçınılmazdır.

6.6. Akıllı Telefon Tabanlı Yürüme, Denge ve Fonksiyonel Değerlendirme İçin Çıkarımlar ve Öneriler

Mevcut literatürün bütüncül değerlendirilmesi, spor bilimleri ve rehabilitasyon alanında akıllı telefon ve mHealth araçlarını kullanmayı planlayan araştırmacılar için bir dizi pratik öneri ortaya koymaktadır:

1. Ölçüm hatası ve geçerliği açık biçimde tanımlayın

- Katılımcıların bir alt grubunda uygun altın standartlar (örneğin 3B hareket analizi, kuvvet platformları, tıbbi sınıf cihazlar) kullanılarak sistematik yanlılık, uyum sınırları ve minimal algılanabilir değişim değerleri hesaplanmalıdır.
- Performans yalnızca ideal laboratuvar koşullarında değil, teknolojinin gerçek kullanım bağlamlarında da değerlendirilmelidir.

2. Cihaz, sensör ve algoritma ayrıntılarını raporlayın

- Kullanılan akıllı telefon modeli, işletim sistemi, örnekleme frekansı, sensör yerleşimi ve kullanılan (açık veya kapalı kaynak) algoritmalar açıkça belirtilmelidir.
- Boylamsal çalışmalarda yazılım güncellemeleri belgelenmeli, böylece ölçüm özelliklerindeki olası değişiklikler yorumlanabilir hale getirilmelidir.

3. Kullanılabilirlik ve düşük kullanıcı yükünü merkeze alın

- Yaşlı bireyler ve fonksiyonel kısıtlılığı olan gruplar için önerilen tasarım ilkeleri uygulanmalıdır (Liu et al., 2021).
- Protokoller sadeleştirilmeli, günlük bildirim sayısı sınırlandırılmalı ve kullanıcıya net geri bildirim sağlanmalıdır.
- Özellikle sporcu ve klinik popülasyonlarda, sürekli izlem yerine kısa fakat yüksek bilgi değeri olan test bataryaları tercih edilmelidir.

4. Eksik veri ve katılım azalmasını öngörün

- Uyum ve bırakma örüntüleri düzenli olarak izlenmeli, eksik veriler için önceden tanımlanmış stratejiler (örneğin duyarlılık analizleri) planlanmalıdır.
- Hatırlatıcılar, geri bildirim ve eğitim gibi motive edici unsurlar dikkatli biçimde kullanılmalı; etkileşim ile kullanıcı yükü arasında denge kurulmalıdır.

5. Gizlilik, güvenlik ve klinik iş akışını en baştan entegre edin

- Veri koruma, bilgilendirilmiş onam ve veri kullanımına ilişkin şeffaflık güven inşası açısından temel unsurlardır.
- mHealth çıktıları, klinisyenler, antrenörler ve terapistler için anlamlı olacak şekilde mevcut iş akışlarına entegre edilmelidir.

6. Son kullanıcılar ve paydaşlarla birlikte tasarlayın

- Hastalar, sporcular, antrenörler ve klinisyenler tasarım ve değerlendirme sürecine aktif olarak dahil edilmelidir.
- Güçlendirme kavramı yalnızca bireysel öz-izlemle sınırlı kalmamalı; etkileşimsel güçlendirme yoluyla iletişim ve ortak karar alma desteklenmelidir (Hamberger et al., 2022).

7. Ölçeklenebilirlik ve eşitliği planlayın

- Düşük maliyetli ve düşük bant genişliği gerektiren çözümler (SMS, çevrimdışı veri toplama ve sonradan yükleme gibi) sınırlı altyapıya sahip ortamlar için değerlendirilmelidir.

- Müdahaleler farklı popülasyonlarda test edilmeli ve demografik ile sosyoekonomik özellikler açıkça raporlanmalıdır.

Genel Sonuç

Farklı klinik ve halk sağlığı alanlarından elde edilen mHealth literatürü, akıllı telefon ve sensör tabanlı araçların çoğu zaman uygulanabilir, genellikle kabul edilebilir ve bazı durumlarda etkili olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, ölçüm hatası, kullanılabilirlik sorunları, zamanla azalan katılım, gizlilik kaygıları ve eşitlik problemleri bu teknolojilerin gerçek potansiyelini sınırlayan temel faktörlerdir.

Bu temalar, yürüme, denge ve fonksiyonel performans değerlendirmesinde akıllı telefonların kullanımı söz konusu olduğunda da doğrudan geçerlidir. Spor bilimi ve rehabilitasyon bağlamında, yüksek ölçüm hassasiyeti ile pratik uygulanabilirlik arasındaki dengeyi sağlamak, bu teknolojilerin kalıcı ve anlamlı biçimde entegre edilebilmesinin anahtarıdır.

7. Kuvvet, Güç ve Performans Değerlendirmesinde Bilgisayarlı Görü, Poz Tahmini ve Makine Öğrenmesi

7.1. İnsan Performansı Analizinde Yapay Zekâ Tabanlı Yaklaşımların Ortaya Çıkışı

Bilgisayarlı görü, makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanlarındaki hızlı ilerlemeler, sağlık ve performans bilimlerinde görsel verilerin analiz edilme biçimini köklü şekilde değiştirmiştir. Bu yaklaşımlar, açık işaretleyici yerleşimi veya manuel anotasyona ihtiyaç duymadan, görüntü ve videolardan karmaşık uzamsal-zamansal özelliklerin otomatik olarak çıkarılmasına olanak tanıyarak geleneksel analiz yöntemlerinin ötesine geçmiştir. Özellikle evrimsel sinir ağları (convolutional neural networks, CNN), hareket örüntülerinin tanınması ve biyomekanik parametrelerin doğrudan video akışlarından tahmin edilmesi konusunda yüksek doğruluk sunarak bu dönüşümün merkezinde yer almaktadır (Erickson, 2021; Stenum et al., 2021).

Spor bilimleri bağlamında bu gelişmeler, önemli bir yöntemsel kırılmaya işaret etmektedir. Eklem kinematiği, hareket kalitesi, teknik uygulama düzeyi, asimetri veya yorgunluğa bağlı değişimler gibi performans göstergeleri artık yalnızca laboratuvar ortamlarında değil; akıllı telefonlar veya tüketici düzeyindeki kameralarla kaydedilen basit iki boyutlu videolardan da elde edilebilmektedir. Bu sayede yapay zekâ temelli araçlar, laboratuvar hassasiyetindeki analizler ile saha koşullarındaki ekolojik değerlendirmeler arasındaki mesafeyi giderek azaltmaktadır.

7.2. İşaretleyicisiz Hareket Yakalama ve İnsan Poz Tahmini

Geleneksel üç boyutlu hareket yakalama sistemleri, çoklu kamera kurulumları, yansıtıcı işaretleyiciler ve kontrollü laboratuvar ortamları gerektirmektedir. Yüksek doğruluk sunmalarına rağmen bu sistemler, maliyetleri ve uygulama zorlukları nedeniyle saha temelli performans izleminde sınırlı kalmaktadır. İşaretleyicisiz poz tahmini algoritmaları ise bu kısıtları aşmayı hedefleyerek, anatomik referans noktalarını doğrudan video karelerinden tespit etmektedir. Güncel algoritmalar gerçek zamanlı çalışabilmekte, çok sayıda eklemi eş zamanlı izleyebilmekte ve eklem açıları, açısal hızlar ve segment hareketleri gibi kinematik değişkenleri yeniden yapılandırabilmektedir.

Stenum ve çalışma arkadaşlarının (2021) da vurguladığı üzere, poz tahmini yaklaşımları motor gelişimden performans optimizasyonuna, sakatlık önlemeden nörolojik durumların değerlendirilmesine kadar geniş bir uygulama alanına sahiptir. Anlamlı biyomekanik değişkenlerin tek bir akıllı telefon videosundan türetilmesi, ileri düzey hareket analiz altyapılarına erişimi olmayan uygulayıcılar ve araştırmacılar için önemli bir eşik değerini ortadan kaldırmıştır. Poz tahmini yöntemleri aynı zamanda takım sporlarında birden fazla sporcunun eş zamanlı izlenmesine de imkân tanımaktadır. Sprint, yön değiştirme veya branşa özgü karmaşık hareket dizileri sırasında tüm takımın hareket özelliklerinin analiz edilebilmesi; teknik uygulamanın nicel olarak değerlendirilmesini, asimetrielerin ortaya konmasını ve yorgunluk ya da sakatlık riskine bağlı

kompanseuvar hareket örüntülerinin tespit edilmesini mümkün kılmaktadır. Bu yönüyle işaretleyicisiz yaklaşımlar, saha koşullarında performans analizinin kapsamını ve erişilebilirliğini belirgin biçimde genişletmektedir.

7.3. Spor Performansında Bilgisayarlı Görü ve Makine Öğrenmesi

Bilgisayarlı görü ile makine öğrenmesinin birlikte kullanımı, spor tekniklerinin sınıflandırılması, performans çıktılarının öngörülmesi ve teknik uygulamanın nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla giderek daha yaygın hale gelmektedir. Bu alana ilişkin çarpıcı örneklerden biri kriket sporundan gelmektedir. Siddiqui ve çalışma arkadaşları (2023), MediaPipe tabanlı poz çıkarımı ile makine öğrenmesi algoritmalarını birleştirerek sekiz farklı vuruş tekniğini neredeyse hatasız doğrulukla sınıflandırmayı başarmıştır. Bu çalışma, biyomekanik temelli sınıflandırma yaklaşımlarının, antrenörlük sürecine güvenilir ve otomatik geri bildirim sağlayarak nasıl entegre edilebileceğini göstermektedir.

Poz tahmini yaklaşımlarının faydası, insan dışı hareket analizlerinde de bir tür kavram kanıtı (proof of concept) olarak ortaya konmuştur. Barney ve arkadaşları (2023), çok sayıda büyükbaş hayvanda topallık tespiti için ana anatomik noktaları izleyen ve yürüyüş bozukluklarını makine öğrenmesiyle sınıflandıran otomatik bir sistem geliştirmiştir. Tarımsal bir bağlamda uygulanmış olmasına rağmen, bu metodolojik çerçeve; benzer yaklaşımların insanlarda gerçek zamanlı ve yüksek hacimli yürüyüş analizi için de kullanılabileceğini açık biçimde ortaya koymaktadır.

İnsan spor performansı bağlamında, poz tahmininden elde edilen diz fleksiyon açıları, gövde eğimi, yer temasına ilişkin dolaylı göstergeler, adım örüntüleri ve ivmelenmeye dair göstergeler gibi kinematik değişkenler; güç çıktısı, sprint süresi, sıçrama yüksekliği veya yorgunluk belirteçlerini tahmin etmeye yönelik modellerin girdisi olarak kullanılabilmektedir. Özellikle poz temelli özelliklerin kuvvet-hız profillemesi ile entegre edilmesi, bireyselleştirilmiş yük reçetelendirilmesi ve spora dönüş sürecinin izlenmesi açısından önemli fırsatlar sunmaktadır.

7.4. Akıllı Telefon Tabanlı Değerlendirme Araçları ile Entegrasyon

Yüksek çözünürlüklü akıllı telefon kameralarının yaygınlaşması, yapay zekâ destekli biyomekanik değerlendirmelerin sahada uygulanmasını önemli ölçüde hızlandırmıştır. Günümüzde birçok uygulama, videoyu doğrudan cihaz üzerinde ya da bulut tabanlı işlem hatları üzerinden analiz edebilmekte; böylece öznel izlem araçları (örneğin algılanan zorlanma derecesi, iyi oluş anketleri) ile nesnel kinematik analizler aynı ekosistem içinde birleştirilebilmektedir.

Poz tahmini yaklaşımları; ataletsel ölçüm birimleri (IMU), küresel navigasyon uydu sistemleri (GNSS) veya kalp atım hızı sensörleri ile birlikte kullanıldığında çok modlu veri entegrasyonuna olanak tanımaktadır. Bu entegrasyon, eklem kinematiği, mekânsal hareket ölçütleri ve iç yük göstergelerinin eş zamanlı değerlendirilmesini mümkün kılarak şu alanlarda önemli katkılar sağlayabilir:

- bireyselleştirilmiş antrenman yükü yönetimi,
- aşırı kullanım veya teknik bozulmanın erken tespiti,
- saha koşullarında kapsamlı performans profillemesi,
- sportif gelişimin uzunlamasına izlenmesi.

Özel donanım gerektirmeden performansın nicel olarak değerlendirilebilmesi, özellikle gerçek zamanlı ve ekolojik verinin kritik olduğu takım sporlarında güncel performans analitiği yaklaşımlarıyla güçlü bir uyum içindedir. Bu yönüyle akıllı telefon tabanlı yapay zekâ sistemleri, performans değerlendirmesinde erişilebilirliği artırırken ölçüm kapsamını da genişletmektedir.

7.5. Yöntemsel Sınırlılıklar ve Gelecek Araştırma Yönelimleri

Hızlı gelişimine rağmen, yapay zekâ temelli yaklaşımların çeşitli sınırlılıkları olduğu kabul edilmelidir. Mevcut modellerin önemli bir bölümü, görece küçük veya homojen veri setleri üzerinde eğitilmektedir. Bu durum, farklı spor branşları, yaş grupları veya rekabet düzeyleri arasında genellenebilirliği kısıtlayabilmektedir. Ayrıca video tabanlı kinematik analizlerin doğruluğu; ışık koşulları, kamera açısındaki değişkenlik, kare hızı sınırlamaları, görüntüdeki

örtüşmeler ve arka plan karmaşıklığı gibi çevresel faktörlerden doğrudan etkilenmektedir.

Bir diğer temel sorun, derin öğrenme modellerinin sıklıkla “kara kutu” olarak algılanmasıdır. Bu modeller yüksek doğruluk sunmalarına rağmen, tahminleri hangi biyomekanik özelliklere dayanarak ürettiklerine dair sınırlı açıklama sağlamaktadır. Bu durum, özellikle antrenörler ve klinisyenler açısından yöntemin benimsenmesini zorlaştırabilmektedir.

Gelecek araştırmaların şu başlıklara odaklanması önerilmektedir:

- Geniş ölçekli ve açık erişimli, branşa özgü veri setlerinin geliştirilmesi,
- algoritmaların farklı popülasyonlarda ve gerçek yaşam koşullarında doğrulanması,
- poz tahmini çıktılarının kuvvet, hız ve ivme verileriyle birleştirilerek hibrit performans modellerinin oluşturulması,
- açıklanabilir yapay zekâ (explainable AI) çerçeveleri kullanılarak model yorumlanabilirliğinin artırılması,
- video tabanlı sporcu izlemine yönelik etik ve gizlilik ilkelerinin net biçimde tanımlanması.

Bu adımlar, yapay zekâ destekli araçların deneysel prototipler olmaktan çıkıp, uzun vadeli performans gelişimini ve sakatlık riskinin azaltılmasını destekleyen; güvenilir, şeffaf ve uygulayıcı dostu sistemlere dönüşmesini sağlayacaktır.

8. Sonuç

Mobil teknolojiler, kuvvet ve güç değerlendirmesinin hem bilimsel hem de uygulamalı alanlardaki doğasını köklü biçimde dönüştürmüştür. Düşük maliyetli, taşınabilir ve kolay uygulanabilir ölçüm çözümleri sunmaları sayesinde akıllı telefon tabanlı araçlar, performans analizine erişimi büyük ölçüde demokratikleştirmiştir. Geçmişte yüksek hızlı kameralar, kuvvet platformları veya karmaşık hareket yakalama sistemleri gibi laboratuvar düzeyinde

ekipmanlar gerektiren ölçümler, günümüzde gelişmiş algoritmalarla desteklenen erişilebilir uygulamalar aracılığıyla sahada anlamlı düzeyde temsil edilebilmektedir. Bu dönüşüm, antrenörlerin, uygulayıcıların ve araştırmacıların gerçek zamanlı izleme yapabilmesine ve bireyselleştirilmiş karar alma süreçlerini doğrudan antrenman ortamına taşınmasına olanak sağlamıştır.

Bu teknolojilerin etkisi yalnızca sportif performansla sınırlı değildir. Fizyoterapi, rehabilitasyon, klinik değerlendirme ve toplum düzeyinde hareket taramaları açısından da önemli bir potansiyel sunmaktadır. İşaretsiz (markerless) hareket analizi, bilgisayarlı görü ve makine öğrenmesine dayalı analiz yaklaşımları; kontrollü laboratuvar ortamları ile günlük yaşamın ya da spora özgü hareketlerin dinamik doğası arasındaki uzun süredir var olan boşluğu gidermektedir. Hızlı geri bildirim sağlayabilmeleri, kompensatuvar hareket örüntülerini ortaya koyabilmeleri ve hazır olma ya da toparlanma durumunu değerlendirebilmeleri, bu sistemleri çok disiplinli performans ve sağlık ekosistemlerinde değerli araçlar hâline getirmektedir.

Bununla birlikte, erişilebilirlik ile ölçüm kalitesi arasındaki dengeye dikkatle yaklaşılması gerekmektedir. Geçerlik ve güvenilirlik, her değerlendirme aracında olduğu gibi akıllı telefon tabanlı sistemlerde de temel ölçütlerdir. Kamera açısı, kare hızı, ışık koşulları, cihaz donanımı ve kullanılan algoritmalar arasındaki farklılıklar ölçüm doğruluğunu etkileyebilmektedir. Bu nedenle, bağımsız doğrulama çalışmalarının sürdürülmesi, ölçüm hatalarının şeffaf biçimde raporlanması ve test protokollerinin standardize edilmesi, saha dostu araçların bilimsel sağlamlığını koruyabilmesi açısından kritik öneme sahiptir.

Geleceğe bakıldığında, mobil uygulamaların poz tahmini algoritmaları, atalet sensörleri, makine öğrenmesi modelleri ve bulut tabanlı analiz sistemleriyle entegrasyonunun hızlanması beklenmektedir. Bu bütünleşme, daha gelişmiş performans profillemeleri, sakatlık riskinin daha hassas biçimde nicelendirilmesi ve antrenman yükünün daha isabetli şekilde reçetelenmesini mümkün kılacaktır. Teknolojiler olgunlaştıkça, spor bilimcilerinin, klinisyenlerin ve sporcuların

günlük uygulamalarına daha derinlemesine entegre olacak; kuvvet ve güç değerlendirmesinde daha veri temelli, verimli ve eşitlikçi bir yaklaşımın yerleşmesine katkı sağlayacaktır.

Kaynakça

- Abou, L., Peters, J., Wong, E., Akers, R., Dossou, M. S., Sosnoff, J. J., & Rice, L. A. (2021). Gait and balance assessments using smartphone applications in Parkinson's disease: A systematic review. *Journal of Medical Systems*, 45(9), 87. <https://doi.org/10.1007/s10916-021-01760-5>
- Aderinola, T. B., Younesian, H., Whelan, D., Caulfield, B., & Ifrim, G. (2023). Quantifying jump height using markerless motion capture with a single smartphone. *IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology*, 4, 109–115. <https://doi.org/10.1109/OJEMB.2023.3280127>
- Aleksic, J., Kanevsky, D., Mesaroš, D., Knežević, O. M., Cabarkapa, D., Bozovic, B., & Mirkov, D. M. (2024b). Validation of automated countermovement vertical jump analysis: Markerless pose estimation vs. 3D marker-based motion capture system. *Sensors*, 24(20), 6624. <https://doi.org/10.3390/s24206624>
- Aleksic, J., Mesaroš, D., Kanevsky, D., Knežević, O. M., Cabarkapa, D., Faj, L., & Mirkov, D. M. (2024a). Advancing field-based vertical jump analysis: Markerless pose estimation vs. force plates. *Life*, 14(12), 1641. <https://doi.org/10.3390/life14121641>
- Alonso-Callejo, A., García-Unanue, J., Guitart-Trench, M., Majano, C., Gallardo, L., & Felipe, J. L. (2024). Validity and reliability of the acceleration-speed profile for assessing running kinematics' variables derived from the force–velocity profile in professional soccer players. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 38(3), 563–570. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004637>
- Ascona, M. C., Tieu, E. K., Gonzalez-Vega, E., Liebl, D. J., & Brambilla, R. (2024). A deep learning-based approach for unbiased kinematic analysis in CNS injury. *Experimental Neurology*, 381, 114944. <https://doi.org/10.1016/j.expneurol.2024.114944>
- Balsalobre-Fernández, C., & Varela-Olalla, D. (2024). The validity and reliability of the My Jump Lab app for the measurement of vertical jump performance using artificial intelligence. *Sensors*, 24(24), 7897. <https://doi.org/10.3390/s24247897>
- Balsalobre-Fernández, C., Xu, J., Jarvis, P., Thompson, S., Tannion, K., & Bishop, C. (2023). Validity of a smartphone app using artificial intelligence for the real-time measurement of barbell velocity in the bench press exercise. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), e640–e645. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004593>

- Barney, S., Dlay, S., Crowe, A., Kyriazakis, I., & Leach, M. (2023). Deep learning pose estimation for multi-cattle lameness detection. *Scientific Reports*, 13, 4499.
- Bishop, C., Jarvis, P., Turner, A., & Balsalobre-Fernández, C. (2022). Validity and reliability of strategy metrics to assess countermovement jump performance using the newly developed My Jump Lab smartphone application. *Journal of Human Kinetics*, 83, 185–195. <https://doi.org/10.2478/hukin-2022-0098>
- Bishop, C., Perez-Higueras Rubio, M., Lopez Gullon, I., Maloney, S., & Balsalobre-Fernandez, C. (2022). Jump and change of direction speed asymmetry using smartphone apps: Between-session consistency and associations with physical performance. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 36(4), 927–934. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003567>
- Caseiro-Filho, L., Girasol, C. E., Rinaldi, M. L., Lemos, T. W., & Guirro, R. J. (2023). Analysis of the accuracy and reliability of vertical jump evaluation using a low-cost acquisition system. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 15(1), 107. <https://doi.org/10.1186/s13102-023-00718-z>
- De Dobbeleer, L., Swart, M. M., Geerds, M. A. J., Baggen, R. J., Jansen, A.-J. S., Tielemans, R., ... Bautmans, I. (2023). Validity and reliability of Eforto®, a system to (self-)monitor grip strength and muscle fatigability in older persons. *Aging Clinical and Experimental Research*, 35(4), 835–845. <https://doi.org/10.1007/s40520-023-02365-3>
- Dias, A., Pires, P., Santana, L., Marques, P., Espada, M. C., Santos, F., Da Silva, E. J., Rebelo, A., & Teixeira, D. S. (2024). Concurrent validity and reliability of a free smartphone application for evaluation of jump height. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, 9(3), 155. <https://doi.org/10.3390/jfmk9030155>
- Erickson, B. J. (2021). Basic artificial intelligence techniques: Machine learning and deep learning. *Radiologic Clinics of North America*, 59(6), 933–940.
- Filter, A., Olivares-Jabalera, J., Beltrán-Garrido, J. V., Santalla, A., Balsalobre-Fernández, C., Gálvez, J., & De-la-Cruz-Torres, B. (2025). The My Jump Lab application is a valid and reliable low-cost alternative to test curved sprint performance. *Sports Biomechanics*, 1–12. <https://doi.org/10.1080/14763141.2025.2524344>
- Gençoğlu, C., Ulupinar, S., Özbay, S., Turan, M., Savaş, B. Ç., Asan, S., & İnce, İ. (2023). Validity and reliability of “My Jump app” to assess vertical jump performance: A meta-analytic review. *Scientific Reports*, 13, 20137. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46935-x>

- Hegyi, A., Sarcher, A., Varenne, F., Mornet, A., Cadu, J.-P., Carcreff, L., & Lacourpaille, L. (2025). Validating field methods to estimate pelvic tilt in sprinting and the relationship between prior hamstring injury and pelvic tilt in elite female soccer players. *Journal of Human Kinetics*, 98, 17–28. <https://doi.org/10.5114/jhk/194851>
- Hii, C. S. T., Gan, K. B., Zainal, N., Ibrahim, N. M., Azmin, S., Mat Desa, S. H., van de Warrenburg, B., & You, H. W. (2023). Automated gait analysis based on a marker-free pose estimation model. *Sensors*, 23(14), 6489. <https://doi.org/10.3390/s23146489>
- Illera-Domínguez, V., Albesa-Albiol, L., Castizo-Olier, J., Garcia-Fresneda, A., Buscà, B., Ramirez-Lopez, C., & Fernández-Valdés, B. (2024). Reliability and validity of a low-cost, wireless sensor and smartphone app for measuring force during isometric and dynamic resistance exercises. *PLOS ONE*, 19(3), e0298859. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298859>
- Jimenez-Olmedo, J. M., Pueo, B., Mossi, J. M., & Villalon-Gasch, L. (2022). Reliability of My Jump 2 derived from crouching and standing observation heights. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(16), 9854. <https://doi.org/10.3390/ijerph19169854>
- Li, R., St George, R. J., Wang, X., Lawler, K., Hill, E., Garg, S., Williams, S., Relton, S., Hogg, D., Bai, Q., & Alty, J. (2022). Moving towards intelligent telemedicine: Computer vision measurement of human movement. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 147, 105776. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105776>
- Lima, Y. L., Collings, T., Hall, M., Bourne, M. N., & Diamond, L. E. (2024). Validity and reliability of trunk and lower-limb kinematics using OpenCap during squatting, hopping, jumping and side-stepping. *Journal of Sports Sciences*, 42(19), 1847–1858. <https://doi.org/10.1080/02640414.2024.2415233>
- Maia da Silva, A. L., Sampaio, T. V., Albano, T. R., Fernandes, T. L. B., Bezerra, M. A., & de Paula Lima, P. O. (2025). Validity and reliability of the JUMPSTER application to evaluate the vertical jump of recreational athletes. *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, 43, 165–169. <https://doi.org/10.1016/j.jbmt.2025.04.012>
- Marco-Contreras, L. A., Bataller-Cervero, A. V., Gutiérrez, H., Sánchez-Sabaté, J., & Berzosa, C. (2024). Analysis of the validity and reliability of the Photo Finish® smartphone app to measure sprint time. *Sensors*, 24(20), 6719. <https://doi.org/10.3390/s24206719>
- Månsson, L., Bäckman, P., Öhberg, F., Sandlund, J., Selling, J., & Sandlund, M. (2021). Evaluation of concurrent validity between a smartphone self-test

prototype and clinical instruments for balance and leg strength. *Sensors*, 21(5), 1765. <https://doi.org/10.3390/s21051765>

- Mazéas, A., Blond, M., Chalabaev, A., & Duclos, M. (2023). Validity and reliability of an app-based medical device to empower individuals in evaluating their physical capacities. *PLOS ONE*, 18(8), e0289874. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0289874>
- Mengis, N., Höher, J., Ellermann, A., Eberle, C., Keller, M., Rippke, J. N., Sprenger, N., Stein, T., Stoffels, T., Egloff, C., & Niederer, D. (2025). A guideline for validated return-to-sport testing in everyday clinical practice. *Orthopaedic Journal of Sports Medicine*, 13(5), 23259671251317208. <https://doi.org/10.1177/23259671251317208>
- Perez, J., Guilhem, G., & Brocherie, F. (2021). Truncated estimation of skating force–velocity profiling when using high-speed video-based methods compared to radar-derived processing. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9, 661744. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2021.661744>
- Pérez-Castilla, A., Boullosa, D., & García-Ramos, A. (2021). Reliability and validity of the iLOAD application for monitoring the mean set velocity during the back squat and bench press exercises performed against different loads. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 35(Suppl 1), S57–S65. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003739>
- Peters, J., Abou, L., Wong, E., Dossou, M. S., Sosnoff, J. J., & Rice, L. A. (2022). Smartphone-based gait and balance assessment in survivors of stroke: A systematic review. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, 19(1), 177–187. <https://doi.org/10.1080/17483107.2022.2072527>
- Pousibet-Garrido, A., Moreno-Pérez, J. A., Escobedo, P., Caraballo, I., Gutiérrez-Manzanedo, J. V., González-Montesinos, J. L., & Carvajal, M. A. (2025). Enhanced reaction time measurement system based on 3D accelerometer in athletics. *Sensors*, 25(21), 6730. <https://doi.org/10.3390/s25216730>
- Pueo, B., Hopkins, W. G., Penichet-Tomas, A., & Jimenez-Olmedo, J. M. (2023). Accuracy of flight time and countermovement-jump height estimated from videos at different frame rates with MyJump. *Biology of Sport*, 40(2), 595–601. <https://doi.org/10.5114/biolsport.2023.118023>
- Pueo, B., Penichet-Tomas, A., & Jimenez-Olmedo, J. M. (2020). Validity, reliability and usefulness of smartphone and Kinovea motion analysis software for direct measurement of vertical jump height. *Physiology & Behavior*, 227, 113144. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2020.113144>
- Shaw, M. P., Satchell, L. P., Thompson, S., Harper, E. T., Balsalobre-Fernández, C., & Peart, D. J. (2021). Smartphone and tablet software apps to collect data in sport and exercise settings: Cross-sectional international survey. *JMIR mHealth and uHealth*, 9(5), e21763. <https://doi.org/10.2196/21763>

- Siddiqui, H. U. R., Younas, F., Rustam, F., Flores, E. S., Brito Ballester, J., de la Torre Diez, I., Dudley, S., & Ashraf, I. (2023). Enhancing cricket performance analysis with human pose estimation and machine learning. *Sensors*, 23(15), 6839.
- Silva, R., Rico-González, M., Lima, R., Akyildiz, Z., Pino-Ortega, J., & Clemente, F. M. (2021). Validity and reliability of mobile applications for assessing strength, power, velocity, and change-of-direction: A systematic review. *Sensors*, 21(8), 2623. <https://doi.org/10.3390/s21082623>
- Sing Yee Vun, D., Bowers, R., & McGarry, A. (2024). Vision-based motion capture for the gait analysis of neurodegenerative diseases: A review. *Gait & Posture*, 112, 95–107. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2024.04.029>
- Stenum, J., Cherry-Allen, K. M., Pyles, C. O., Reetzke, R. D., Vignos, M. F., & Roemmich, R. T. (2021). Applications of pose estimation in human health and performance across the lifespan. *Sensors*, 21(21), 7315.
- Stojiljković, N., Stanković, D., Pelemiš, V., Čokorilo, N., Olanescu, M., Peris, M., Suci, A., & Plesa, A. (2024). Validity and reliability of the My Jump 2 app for detecting interlimb asymmetry in young female basketball players. *Frontiers in Sports and Active Living*, 6, 1362646. <https://doi.org/10.3389/fspor.2024.1362646>
- Turner, J. A., Chaaban, C. R., & Padua, D. A. (2024). Validation of OpenCap: A low-cost markerless motion capture system for lower-extremity kinematics during return-to-sport tasks. *Journal of Biomechanics*, 171, 112200. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112200>
- Vieira, A., Blazevidh, A. J., Costa, A. S., Tufano, J. J., & Bottaro, M. (2021). Validity and test-retest reliability of the Jumbo app for jump performance measurement. *International Journal of Exercise Science*, 14(7), 677–686.
- Vieira, A., Ribeiro, G. L., Macedo, V., Rocha Junior, V. A., Baptista, R., Gonçalves, C., Cunha, R., & Tufano, J. (2023). Evidence of validity and reliability of Jumbo 2 and MyJump 2 for estimating vertical jump variables. *PeerJ*, 11, e14558. <https://doi.org/10.7717/peerj.14558>
- Wang, Y., Wang, X., Luan, C., Shan, W., & Gong, L. (2024). Validity and reliability of the My Jump 2 app for measuring vertical stiffness. *Frontiers in Sports and Active Living*, 6, 1405118. <https://doi.org/10.3389/fspor.2024.1405118>