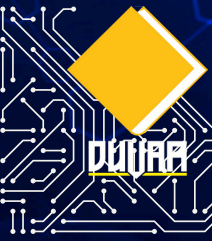




KESTİRİMCİ BAKIM TEKNOLOJİLERİ

Dr. Öğr. Üyesi Ahmet ALBAYRAK
Öğr. Gör. Metin KAYNAKLI



KESTİRİMCİ BAKIM TEKNOLOJİLERİ¹

Dr. Öğr. Üyesi Ahmet ALBAYRAK

Öğr. Gör. Metin KAYNAKLI

Editör

Öğr. Gör. Dr. Muammer ALBAYRAK⁴

Mayıs-2024

¹ Bu kitap akademik araştırma amaçlı olarak hazırlanmıştır.

² Düzce Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, ahmetalbayrak@duzce.edu.tr

³ Bitlis Eren Üniversitesi, mkaynakli@beu.edu.tr

⁴ Karadeniz Teknik Üniversitesi, m.albayrak@ktu.edu.tr



Kestirimci Bakım Teknolojileri
Dr. Öğr. Üyesi Ahmet ALBAYRAK, Öğr. Gör. Metin KAYNAKLI

Genel Yayın Yönetmeni: Berkan Balpetek
Editör: Öğr. Gör. Dr. Muammer ALBAYRAK
Kapak ve Sayfa Tasarımı: Duvar Design
Yayın Tarihi: Mayıs 2024
Yayıncı Sertifika No: 49837

ISBN: 978-625-6643-98-7

© Duvar Yayınları
853 Sokak No:13 P.10 Kemeraltı-Konak/İzmir
Tel: 0 232 484 88 68

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	5
BÖLÜM 1: KESTİRİMCİ BAKIMIN TEMELLERİ.....	6
1.1 Kestirimci Bakım Nedir?	6
1.2 Kestirimci Bakım Teknikleri	10
Veri Toplama:	14
Veri Ön İşleme:	14
Veri Keşfi ve Görselleştirme:	14
İstatistiksel Analiz:	14
Modelleme ve Tahmin:	15
Arıza Tanımlama ve Öneriler:	15
BÖLÜM 2: KESTİRİMCİ BAKIM VE İLİŞKİLİ TEKNOLOJİLER: KAVRAMSAL BAKIŞ	16
2.1. Endüstri 4.0.....	16
2.2. Bakım Yönetimi	19
2.3 Endüstri 4.0'da Bakım Teknolojisi	21
2.4. Bakım Politikaları.....	25
2.5. Kestirimci Bakım.....	28
2.6. Büyük Veri Akışı İşleme Platformları	31
2.7. Büyük Veri Depolama Teknolojileri	33
2.8. Akış SQL Motorları	34
2.9. Dijital İkizler.....	35
2.10. Kestirimci Bakım Ekonomisi	36
BÖLÜM 3: KESTİRİMCİ BAKIMIN UYGULANMASI.....	38
3.1 Ekipman Seçimi ve İzleme	38
Ekipman Seçimi:.....	38
3.2 Veri Analizi ve Değerlendirme.....	41
Veri Analizi Yöntemleri:	41
3.3 Arıza Önleme ve Düzeltici Bakım.....	45

BÖLÜM 4: KESTİRİMCİ BAKIMIN FAYDALARI	49
4.1 Ekipman Verimliliği ve Güvenilirlik.....	49
4.2 Bakım Maliyetlerinin Azaltılması	51
4.3 Güvenlik ve İş Sağlığı	54
BÖLÜM 5: KESTİRİMCİ BAKIMIN GELECEĞİ.....	56
5.1 İleri Teknolojilerin Rolü.....	57
5.2 Endüstri 4.0 ve Kestirimci Bakım	60
BÖLÜM 6: SONUÇ.....	66
REFERANSLAR.....	69

ÖNSÖZ

Bu çalışma, kestirimci bakımın önemini ve endüstrideki rolünü anlatarak, okuyuculara endüstriyel ekipmanların veya parçaların verimliliğini artırmak için bir rehber sunmayı amaçlamaktadır. Günümüzün rekabetçi iş ortamında, şirketlerin operasyonel sürekliliklerini sağlamak ve maliyetleri azaltmak için verimli ekipmanlara ihtiyaçları vardır. Kestirimci bakım, geleneksel bakım yöntemlerinden farklı olarak, ekipman arızalarını önceden tahmin etmeye, planlı bakım faaliyetlerini optimize etmeye ve üretkenlik kayıplarını en aza indirmeye odaklanmaktadır. Bu strateji, ekipman arızalarının beklenmedik duruş süresine yol açmadan önce belirlenmesini sağlar, böylece planlı bakım faaliyetleri daha etkin bir şekilde düzenlenebilir ve üretim sürekliliği sağlanabilir. Bu çalışmada, kestirimci bakımın temellerini ele alınmaktadır. Kestirimci bakımın ne olduğu, nasıl uygulandığı ve hangi tekniklerin kullanıldığı anlatılmaktadır. Ayrıca, kestirimci bakımın önemli bir adımı olan veri analizi ve değerlendirme süreçleri açıklanmaktadır. Bu kapsamda kestirimci bakımın başarısını direkt etkileyen verilerin doğru toplanması, analiz edilmesi ve yorumlanması gerekmektedir. Çalışmada ayrıca, kestirimci bakımın sağladığı faydalar vurgulanmaktadır. Verimlilik ve güvenilirlik artışı, bakım maliyetlerinin azaltılması, güvenlik ve iş sağlığı standartlarının iyileştirilmesi gibi konular detaylıca verilmektedir. Bu çalışma, okuyuculara kestirimci bakımın potansiyelini anlatarak, işletmelerin bu stratejiyi benimsemelerine ve endüstriyel ekipmanlarının ömrünü ve performansını optimize etmelerine yardımcı olmayı hedeflemektedir. Bu çalışma endüstriyel ekipmanların bakım ve yönetiminden sorumlu olan mühendisler, üretim yöneticileri, bakım ekipleri ve herhangi bir kişi ya da kuruluş için faydalı olabilir. Ayrıca, kestirimci bakım konusunda meraklı olan herkesin de bilgi edinebileceği bir kaynak olması amaçlanmaktadır.

BÖLÜM 1: KESTİRİMCİ BAKIMIN TEMELLERİ

Kestirimci bakım, temel amacı çeşitli endüstriyel sistemlerde gerçekleştirilecek bakımın zamanlamasını ve türünü optimize etmek olan bir çalışma alanıdır. Bu amaç, izlenen sistemin kullanılabilirlik süresinin en üst düzeye çıkarılmasını ve bakımda kullanılan kaynak sayısının en aza indirilmesini içerir. Kestirimci bakım, Endüstri 4.0 paradigması kapsamında endüstriyel sistemlerin izlenmesindeki gelişmeler sayesinde devrim yaşamaktadır. Aynı şekilde yapay zeka ve veri madenciliğindeki ilerlemeler, büyük miktarda verinin işlenmesine olanak tanıyarak daha doğru ve gelişmiş tahmin modelleri sağlamaya olanak tanımaktadır.

1.1 Kestirimci Bakım Nedir?

Üretim tesisindeki endüstriyel ekipmanlardan araç filosuna veya demiryolu şebekesine kadar her türlü endüstriyel sistemin doğru çalışmasını garanti eden bakıma ihtiyacı vardır. Dolayısıyla bakım maliyetlerinin etkisi, üretilen malların maliyetinin % 15 ila %60'ını temsil edebilir. Şirketlerin endüstriyel faaliyetlerini felç eden beklenmedik arızalardan mümkün olduğunca kaçınmanın çözümü, yeni başlayan arızaları tespit etmek amacıyla periyodik bakım yapmaktır. Bu nedenle, tüm bakım maliyetlerinin üçte birinin gereksiz veya uygunsuz şekilde yürütülen bakım nedeniyle boşa gittiği tahmin edilmektedir. Bu bağlamda kestirimci bakım, her türlü makine, ekipman, araç ve sisteme yönelik bakım müdahalelerinin yalnızca gerekli olduğunda önceden tahmin edilebilmesi için hem tarihsel hem de gerçek zamanlı olarak mevcut verilerin analiz edilmesine dayalı bir çözüm olarak tanımlanmaktadır.

Kestirimci bakımın uygunluğunu anlamak için tanımlanan üç ana bakım yönetimi stratejisi vardır. Bunlar düzeltici bakım, reaktif bakım veya arızaya kadar çalıştırma şeklindedir. Arızaya kadar çalıştırma en basit bakım stratejisidir ve önceden herhangi bir planlama gerektirmez. Önleyici bakım, zamana dayalı bakım veya planlı bakım: Bu en yaygın stratejidir çünkü genellikle etkilidir ve sistemin gerçek

zamanlı izlenmesini gerektirmez. Bu bakım türü saatlere veya çalışma döngülerine göre periyodik olarak gerçekleştirir (Cengiz and Cengiz, 2018; Cengiz, 2019).

Böylece, arızalar arasındaki ortalama süre istatistiği, normal çalışma ömrü altındaki belirli bir makine için, sabit bir sürenin ardından arıza olasılığının arttığını gösterir. Bu nedenle bakım eylemi, bu olasılığın belirli bir eşiği aştığı zamana planlanmalıdır (Cengiz, and Aydoğdu, 2015).

Bununla birlikte, bir sistemin çalışma şekli normal çalışma ömrünü doğrudan etkiler, bu nedenle genellikle gereksiz düzeltici önlemler alınır ve bu da işletme maliyetlerinin artmasına neden olur.

Kestirimci bakım veya duruma dayalı bakım: Günümüzde en çok ilgi çeken stratejidir. Amacı bakım aksiyonlarını doğru zamanda uygulayarak optimize etmektir (Cengiz, and Karakaş, 2015; Cengiz, 2019). Kestirimci bakımın temeli, mevcut mekanik koşulların, çalışma verimliliğinin ve makinenin çalışma durumuna ilişkin diğer göstergelerin düzenli olarak izlenmesinin, bakım için ayrılan kaynakların optimizasyonunu sağlamak için gerekli verileri sağlamasıdır. Tahmin araçları, arızaların erken tespitini gerçekleştirmek için bu geçmiş verileri işler. Bu tahminlere dayanarak, ilgili maliyetleri en aza indirecek bakım eylemleri planlanır. Tahmin üretmek için 1970'lerden bu yana istatistiksel modeller ve uzman sistemlerden başlayarak farklı tahmin araçları üzerinde çalışılmıştır (Cengiz, and Aydoğdu, 2015; Cengiz, and Karakaş, 2015; Cengiz, 2019). Ancak bugün, sensör teknolojileri ve çıkarılan verilerden öğrenebilen makine öğrenimine dayalı modeller yoluyla izlemedeki gelişmeler sayesinde bu alan güçlendirilmektedir. Bu bağlamda kestirimci bakım, endüstriyel ekipmanların performansını ve çalışma sürekliliğini sağlamak için kullanılan bir bakım stratejisidir. Geleneksel bakım yöntemlerinden farklı olarak, kestirimci bakım, ekipman arızalarını önceden tahmin etmeye ve planlı bakım faaliyetlerini optimize etmeye odaklanır. Kestirimci bakım, ekipman arızalarının beklenmedik duruş sürelerine yol açmadan önce belirlenmesini sağlayarak, önleyici ve düzeltici bakım maliyetlerini azaltır. Bu strateji, ekipmanların belirli bir süre boyunca nasıl davranacağını tahmin etmek için veri toplama, analiz ve izleme yöntemlerini kullanır.

Kestirimci bakımın temel amacı, ekipman arızalarının neden olduğu üretim kayıplarını en aza indirmek ve bakım sürelerini optimize etmektir. Bu sayede, işletmeler ekipmanlarının daha verimli bir şekilde çalışmasını sağlayabilir, planlı bakım faaliyetlerini daha etkin bir şekilde yönetebilir ve üretim sürekliliğini artırabilir. Kestirimci bakımın uygulanmasında çeşitli teknikler kullanılır. Bunlar arasında veri toplama ve izleme, trend analizi, titreşim ölçümü, yağ analizi, termal görüntüleme, akustik analiz gibi yöntemler bulunur. Bu teknikler, ekipmanın çalışma durumunu izlemek ve olası arızaları önceden tespit etmek için kullanılır. Kestirimci bakımın avantajlarından biri, ekipman arızalarının önceden tahmin edilebilmesi sayesinde planlı bakım faaliyetlerinin daha etkin bir şekilde düzenlenebilmesidir. Bu da işletmelerin bakım maliyetlerini azaltırken, ekipman sürekliliğini ve verimliliğini artırmasına yardımcı olur.

Kestirimci bakımın tanımına daha detaylı bir bakacak olursak, bu strateji, ekipmanların çalışma durumunu sürekli olarak izleyerek, verileri toplayarak ve analiz ederek ekipmanların gelecekteki performansını tahmin etmeye çalışır. Bu sayede, ekipman arızalarının neden olduğu beklenmedik duruş süreleri ve üretim kayıpları önlenmeye çalışılır. Kestirimci bakımın temel prensipleri aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Veri toplama ve izleme: Kestirimci bakımın başarısı, doğru ve güvenilir verilerin toplanmasına dayanır. Ekipmanın çalışma durumunu izlemek için sensörler, ölçüm cihazları ve diğer teknolojiler kullanılır. Bu veriler, ekipmanın performansındaki değişiklikleri belirlemek ve potansiyel arızaları önceden tahmin etmek için kullanılır.

Veri analizi ve değerlendirme: Verilerin doğru bir şekilde analiz edilmesi ve değerlendirilmesi büyük önem taşır. İstatistiksel yöntemler, veri madenciliği teknikleri ve yapay zeka algoritmaları gibi araçlar kullanılarak veriler incelenir. Bu analizler sonucunda, ekipmanın gelecekteki performansıyla ilgili tahminler yapılır ve olası arızalar belirlenir.

Durum odaklı planlama: Kestirimci bakım, ekipmanın durumuna dayalı planlama yapmayı hedefler. Ekipmanın izlenen parametrelerinde anormallikler

tespit edildiğinde, planlı bakım faaliyetleri düzenlenir. Bu sayede, ekipman arızaları önceden giderilir veya önlenir ve beklenmedik duruş süreleri en aza indirilir.

Önleyici bakım optimizasyonu: Kestirimci bakım, önleyici bakım faaliyetlerinin optimize edilmesini sağlar. Geleneksel bakım yöntemlerinde belirli bir süre veya işletme saatine göre planlanan bakım faaliyetleri yerine, ekipmanın gerçek durumuna bağlı olarak planlama yapılır. Bu, gereksiz bakım maliyetlerini azaltırken, ekipman sürekliliğini artırmaya yardımcı olur.

Kestirimci bakım, endüstriyel işletmelerde kesintisiz üretim, maliyet tasarrufu ve verimlilik artışı gibi önemli avantajlar sağlar. Ekipmanların daha uzun ömürlü olmasını sağlar, beklenmedik arızaların önlenmesine yardımcı olur ve işletmelerin operasyonel verimliliklerini artırır. Kestirimci bakım kullanmanın birçok teknik ve uzun vadeli avantajı vardır. İşte kestirimci bakımın neden kullanılması gerektiğine dair bazı temel nedenler:

Arızanın Önceden Tahmini: Kestirimci bakım, ekipman arızalarının önceden tahmin edilmesini sağlar. Ekipmanların izlenen parametrelerindeki anormalliklerin tespit edilmesi sayesinde arızalar önceden belirlenir ve önleyici bakım faaliyetleri planlanır. Bu, beklenmedik duruş sürelerinin ve üretim kayıplarının önüne geçmeyi mümkün kılar.

İşlem Sürekliliği: Kestirimci bakım, ekipmanların sürekli olarak çalışmasını sağlar. Beklenmedik arızaların önlenmesi ve planlı bakım faaliyetlerinin optimize edilmesi sayesinde ekipmanların kesintisiz çalışması ve üretim sürekliliği sağlanır. Bu da işletmenin verimliliğini ve müşteri memnuniyetini artırır.

Maliyet Tasarrufu: Kestirimci bakım, maliyet tasarrufu sağlar. Önceden tahmin edilen arızaların önlenmesi, gereksiz yedek parça ve malzeme maliyetlerini azaltır. Ayrıca, planlı bakım faaliyetlerinin optimize edilmesi, bakım sürelerini ve iş gücü maliyetlerini minimize eder. Bunlar, işletmenin bakım bütçesini etkili bir şekilde yönetmesine ve maliyetleri düşürmesine yardımcı olur.

Ekipman Ömrünün Uzatılması: Kestirimci bakım, ekipman ömrünün uzatılmasına yardımcı olur. Düzenli izleme ve analiz sayesinde, ekipmanın çalışma durumu ve performansı sürekli olarak değerlendirilir. Potansiyel sorunlar önceden

tespit edilir ve gerekli önlemler alınarak ekipmanın daha uzun süreli ve verimli kullanılması sağlanır.

Verimlilik ve Performans Artışı: Kestirimci bakım, ekipmanların verimliliğini ve performansını artırır. Ekipman arızalarının önceden tahmin edilmesi ve planlı bakım faaliyetlerinin optimize edilmesi, ekipmanın daha az duruş süresiyle daha yüksek üretkenlik sağlamasına olanak tanır. Ayrıca, düzenli bakım ve izleme sayesinde ekipmanın optimum çalışma durumunda olması ve enerji verimliliğinin artması sağlanır.

Güvenlik ve İş Sağlığı: Kestirimci bakım, işyeri güvenliğini ve iş sağlığını iyileştirir. Potansiyel arızaların önceden tespit edilmesi, tehlikeli durumların önlenmesine ve çalışanların güvenliğinin sağlanmasına katkıda bulunur. Ayrıca, düzenli bakım faaliyetleri sayesinde ekipmanların güvenli bir şekilde çalışmasını sağlar ve iş kazalarının önüne geçer.

Bu nedenlerden dolayı, kestirimci bakım endüstriyel işletmeler için büyük öneme sahiptir. İşletmeler, ekipmanlarının sürekli çalışmasını sağlamak, maliyetleri azaltmak, verimliliği artırmak ve iş güvenliğini sağlamak için kestirimci bakım stratejilerini benimsemelidir. Bu strateji, uzun vadede işletmelerin rekabetçi avantajını güçlendirerek sürdürülebilir başarıya ulaşmalarına yardımcı olur.

1.2 Kestirimci Bakım Teknikleri

Kestirimci bakım, endüstriyel ekipmanların arızalarını önceden tahmin etmek ve planlı bakım faaliyetlerini optimize etmek amacıyla çeşitli teknikler kullanır. İşte yaygın olarak kullanılan bazı kestirimci bakım tekniklerinin genel bir bakışı:

Titreşim Analizi: Titreşim analizi, ekipmanın titreşim özelliklerini izleyerek, potansiyel arıza belirtilerini tespit etmeye yardımcı olan bir tekniktir. Titreşim sensörleri kullanılarak ekipmanın titreşim verileri toplanır ve analiz edilir. Titreşim frekansları, rezonans durumları, dengesizlikler, mekanik sıkışmalar gibi faktörler değerlendirilerek arızaların önceden tahmin edilmesi ve planlı bakım faaliyetlerinin düzenlenmesi sağlanır.

Termal Görüntüleme: Termal görüntüleme, ekipmanın yüzey sıcaklıklarını izleyerek, potansiyel aşırı ısınma veya soğuma durumlarını tespit etmeye yönelik bir tekniktir. Infrared (IR) kameralar kullanılarak ekipmanın termal imajları elde edilir ve analiz edilir. Sıcaklık değişimleri, soğutma sistemlerinin etkinliği, yalıtım sorunları gibi faktörler değerlendirilerek arızaların önceden belirlenmesi ve planlı bakım faaliyetlerinin düzenlenmesi sağlanır.

Yağ Analizi: Yağ analizi, ekipmanlarda kullanılan yağların kimyasal ve fiziksel özelliklerini inceleyerek, arıza belirtilerini tahmin etmeye yönelik bir tekniktir. Yağ numuneleri alınır ve laboratuvar ortamında çeşitli testlere tabi tutulur. Bu testler aracılığıyla yağın kirlilik seviyesi, asitlik, oksidasyon durumu, aşınma parçacıkları gibi parametreler değerlendirilir. Bu sayede, ekipmanın yağ sistemindeki anormallikler ve olası arızalar önceden tespit edilir.

Akustik Analiz: Akustik analiz, ekipmanın işitilebilir ses özelliklerini izleyerek, potansiyel arıza belirtilerini tespit etmeye yönelik bir tekniktir. Mikrofonlar veya sensörler kullanılarak ekipmanın işitilebilir sesleri toplanır ve analiz edilir. Ses frekansları, titreşimler, gürültü seviyeleri gibi faktörler değerlendirilerek arızaların önceden tahmin edilmesi ve planlı bakım faaliyetlerinin düzenlenmesi sağlanır.

Veri Madenciliği ve Yapay Zeka: Veri madenciliği ve yapay zeka teknikleri, büyük veri setlerini analiz ederek arıza tahmin modelleri oluşturmak ve arızaları önceden belirlemek için kullanılır. İstatistiksel yöntemler, makine öğrenimi algoritmaları, derin öğrenme modelleri gibi tekniklerle ekipman verileri incelenir. Bu sayede, ekipmanın gelecekteki performansıyla ilgili tahminler yapılır ve planlı bakım faaliyetleri buna göre düzenlenir.

Bu teknikler, kestirimci bakım stratejilerinin temelini oluşturur. Her bir teknik, farklı ekipman türleri ve kullanım senaryoları için özelleştirilebilir. Kestirimci bakım uygulamasında, birden fazla teknik bir arada kullanılarak daha kapsamlı bir izleme ve tahmin süreci oluşturulabilir. Bu şekilde, ekipman performansının daha kesin ve güvenilir bir şekilde değerlendirilmesi mümkün olur. Kestirimci bakım teknikleri, işletmelerin ekipman arızalarını önceden tahmin etmelerini, planlı bakım faaliyetlerini optimize etmelerini ve işletim sürekliliğini sağlamalarını sağlar.

Böylece, maliyetleri düşürürken verimliliği artırır ve güvenlik standartlarını iyileştirir.

Kestirimci bakımda, ekipmanların sağlığını ve performansını izlemek için çeşitli ölçüm ve izleme yöntemleri kullanılır. Bu yöntemler, ekipmanın çalışma durumunu değerlendirmek, arıza belirtilerini tespit etmek ve bakım faaliyetlerini planlamak için kullanılır. Kestirimci bakımda yaygın olarak kullanılan ölçüm ve izleme yöntemlerinin detaylı açıklamaları şöyledir:

Sensörler ve Veri Toplama: Kestirimci bakımda, ekipmanların çalışma parametrelerini izlemek için sensörler kullanılır. Sensörler, titreşim, sıcaklık, basınç, akış hızı, elektriksel güç tüketimi gibi çeşitli verileri ölçer ve kaydeder. Bu sensörler, ekipmanın farklı bileşenlerinde veya yakınında yerleştirilir ve sürekli olarak veri toplar. Toplanan veriler, arıza belirtilerini ve performans değişikliklerini tespit etmek için analiz edilir.

Titreşim Analizi: Titreşim analizi, ekipmanların titreşim özelliklerini izleyerek arızaları tespit etmeye yönelik bir yöntemdir. Titreşim sensörleri, ekipmanın farklı noktalarına yerleştirilir ve titreşim verileri sürekli olarak kaydedilir. Bu veriler, frekans, genlik ve zaman alanlarında analiz edilerek ekipmanın titreşim karakteristiği belirlenir. Anormal titreşim desenleri, dengesizlikler, mekanik sıkışmalar, rulman aşınması gibi arızaların belirtilerini gösterebilir.

Termal Görüntüleme: Termal görüntüleme, ekipmanın yüzey sıcaklıklarını izleyerek potansiyel ısınma veya soğuma durumlarını tespit etmeye yönelik bir yöntemdir. Infrared (IR) kameralar kullanılarak ekipmanın termal imajları elde edilir. Bu görüntüler, sıcaklık farklılıklarını görsel olarak gösterir. Anormal sıcaklık bölgeleri, aşırı ısınma, soğutma sorunları veya izolasyon problemlerinin işaretçisi olabilir.

Yağ Analizi: Yağ analizi, ekipmanlarda kullanılan yağların kimyasal ve fiziksel özelliklerini inceleyerek arıza belirtilerini tespit etmeye yönelik bir yöntemdir. Yağ numuneleri alınır ve laboratuvar ortamında çeşitli testlere tabi tutulur. Bu testler aracılığıyla yağın kirlilik seviyesi, asitlik, oksidasyon durumu, aşınma parçacıkları

gibi parametreler değerlendirilir. Anormal değerler, yağın bozulmuş veya aşınmış olduğunu gösterebilir.

Akustik Analiz: Akustik analiz, ekipmanın işitilebilir ses özelliklerini izleyerek arıza belirtilerini tespit etmeye yönelik bir yöntemdir. Mikrofonlar veya sensörler kullanılarak ekipmanın işitilebilir sesleri toplanır ve analiz edilir. Ses frekansları, titreşimler, gürültü seviyeleri gibi faktörler değerlendirilir. Anormal sesler, sürtünme, zayıflayan rulmanlar veya dişli problemlerinin göstergesi olabilir.

Veri Analizi ve Yapay Zeka: Kestirimci bakımda, toplanan verilerin analizi ve yapay zeka teknikleri kullanılarak arıza tahmin modelleri oluşturulur. İstatistiksel yöntemler, makine öğrenimi algoritmaları ve derin öğrenme modelleri gibi tekniklerle ekipmandan elde edilen veriler analiz edilir. Bu analizler sonucunda ekipmanın gelecekteki performansı ve muhtemel arıza durumlarıyla ilgili tahminler yapılır.

Bu ölçüm ve izleme yöntemleri, kestirimci bakımda kullanılan temel araçlardır. Her bir yöntem, farklı ekipman türleri ve kullanım senaryoları için uyarlanabilir. Örneğin, bir büyük türbinin sağlığını izlemek için titreşim analizi ve termal görüntüleme kullanılabilirken, bir elektrik motorunun durumunu değerlendirmek için akustik analiz ve yağ analizi tercih edilebilir.

Bu yöntemlerin kullanılması, ekipmanın çalışma durumunun sürekli olarak izlenebilmesini ve potansiyel arızaların erken tespit edilmesini sağlar. Böylece, planlı bakım faaliyetleri optimize edilebilir ve beklenmedik duruş süreleri ve maliyetler azaltılabilir. Ayrıca, veri analizi ve yapay zeka tekniklerinin entegrasyonu ile birlikte, kestirimci bakım süreci daha da geliştirilebilir ve daha doğru tahminler elde edilebilir.

Kestirimci bakımda veri analizi ve yorumlama, toplanan verilerin anlamlı bilgilere dönüştürülmesi ve karar verme süreçlerine katkıda bulunması açısından büyük önem taşır. Bu adımda, kestirimci bakımda veri analizi ve yorumlama sürecini ele alacağız.

Veri Toplama:

Kestirimci bakımda veri analizi süreci, ilk olarak doğru ve güvenilir verilerin toplanmasıyla başlar. Bu veriler, sensörler, gözlemciler veya diğer kaynaklar aracılığıyla elde edilebilir. Örneğin, titreşim sensörleri, termal kameralar veya yağ analizi numuneleri gibi kaynaklar kullanılabilir. Veri toplama süreci sırasında, verilerin zaman damgaları ile kaydedilmesi ve uygun bir şekilde depolanması da önemlidir.

Veri Ön İşleme:

Toplanan veriler, analiz için uygun hale getirilmesi amacıyla ön işleme aşamasından geçirilir. Bu aşamada, verilerin eksik veya hatalı değerler içerip içermediği kontrol edilir ve düzeltilir. Ayrıca, verilerin birleştirilmesi, zaman uyumlaması ve ölçeklendirilmesi gibi işlemler gerçekleştirilir. Bu ön işleme adımları, veri analizi sürecinin doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmaya yardımcı olur.

Veri Keşfi ve Görselleştirme:

Veri analizi sürecinde, görselleştirme araçları kullanılarak verilerin keşfi ve anlaşılması sağlanır. Grafikler, tablolar veya dağılım diyagramları gibi görsel araçlar, verilerin mevcut desenlerini, eğilimlerini ve anormalliklerini göstermek için kullanılabilir. Bu görselleştirme adımları, verilerin daha iyi anlaşılmasını ve ileri analiz için ipuçları sağlamayı amaçlar.

İstatistiksel Analiz:

Veri analizi sürecinde, istatistiksel yöntemler kullanılarak verilerin daha ayrıntılı analizi gerçekleştirilir. Bu adımda, verilerin dağılımı, merkezi eğilimler, değişkenlik ve ilişkiler gibi istatistiksel özellikleri değerlendirilir. Bu analiz, verilerin anlamını ve ekipmanın sağlık durumuyla ilişkili faktörleri anlamak için kullanılır.

Modelleme ve Tahmin:

Veri analizi sürecinde, kestirimci bakım modelleri oluşturmak için makine öğrenimi ve istatistiksel modelleme teknikleri kullanılabilir. Bu modeller, geçmiş verilere dayanarak gelecekteki arızaları veya performans değişikliklerini tahmin etmek için kullanılır. Örneğin, regresyon analizi, zaman serisi analizi veya yapay sinir ağları gibi yöntemler bu aşamada kullanılabilir.

Arıza Tanımlama ve Öneriler:

Veri analizi sürecinin bir sonucu olarak, arıza belirtileri veya anormallikler tespit edilebilir. Bu bilgiler, ekipmanın sağlık durumu hakkında bilgi sağlar ve bakım faaliyetlerinin planlanması için kullanılabilir. Analiz sonuçlarına dayanarak, öneriler veya eylem planları oluşturulabilir. Örneğin, bir ekipmanın belirli bir bileşeninin değiştirilmesi veya bir bakım faaliyetinin zamanlaması gibi öneriler yapılabilir.

Kestirimci bakımda veri analizi ve yorumlama süreci, ekipmanların sağlığını izlemek ve arızaları önceden tahmin etmek için önemli bir rol oynar. Veri toplama, ön işleme, görselleştirme, istatistiksel analiz, modelleme ve tahmin gibi adımlar, verilerin anlamlı bilgilere dönüştürülmesini sağlar. Bu bilgiler, ekipman bakımının planlanması, arızaların önceden tahmin edilmesi ve operasyonel verimliliğin artırılması için kullanılabilir. Veri analizi ve yorumlama süreci, uygun araçlar ve yöntemlerle desteklendiğinde, kestirimci bakımın etkinliğini artırabilir ve maliyetleri azaltabilir.

BÖLÜM 2: KESTİRİMCİ BAKIM VE İLİŞKİLİ TEKNOLOJİLER: KAVRAMSAL BAKIŞ

Dünyanın en sanayileşmiş ekonomileri şu anda dördüncü sanayi devrimi veya Endüstri 4.0'dan geçmektedir. Bu devrim, fabrikaların dijitalleştirilmesi, Büyük Veri ve gelişmiş analitik çözümlerin uygulanması, Nesnelerin İnterneti (IoT), yeni Siber-Fiziksel Sistemlerin (CPS) geliştirilmesi ve entegrasyonu, akıllı şehirler, kestirimci bakım politikaları vb. kapsamaktadır.

2.1. Endüstri 4.0

Buhar gücünü ve mekanize üretimi başlatan ilk sanayi devriminden bu yana, imalat sanayi her zaman önemli değişikliklere maruz kalmıştır. İkinci sanayi devrimi, montaj hatlarını ve elektriği fabrikalara getirdi. Otomasyonun ortaya çıkışı, 1970'lerde üçüncü bir sanayi devrimine yol açtı. Endüstri 4.0 veya benzeri girişimler, akıllı bir üretim sistemini etkinleştirmek için dijital teknolojilerin üretim ortamına dahil edilmesini teşvik ederek dördüncü bir sanayi devrimine geçişe neden oldu.

“Endüstri 4.0” terimi, dördüncü sanayi devrimini ifade eder ve ilk kez 2011'de Hannover Endüstriyel Teknolojiler Fuarı'nda tanıtıldı. Endüstri 4.0, Siber Fiziksel Sistemlerin (CPS) ve Nesnelerin ve Hizmetlerin İnternetinin temel üretim süreçlerine dahil edilmesinden oluşur. Daha ayrıntılı bir tanımla, Endüstri 4.0, dokuz teknoloji veya "temel" ile üretim ve insan kaynakları yönetimindeki önemli bir değişiklikle etkinleştirilir. Bu dijital çağ, yönetim hedefini ve mevcut endüstri senaryolarını esnek bir şekilde karşılayabilen verimli "akıllı fabrikalar" geliştirmek amacıyla, bilgi ve iletişim teknolojisi ile üretim süreçlerinin gelişmesini öngörmektedir. Ayrıca Endüstri 4.0, yeni iş modellerinin geliştirilmesine ve tanımlanmasına ve akıllı bir süreç kontrolü ve yönetimi yoluyla ürünlerin özelleştirilmesi yönünde ortaya çıkan talebi karşılamaya yardımcı olur.

Endüstri 4.0'daki öncelikli alanlardan biri, şirketlerin uygun maliyetli bir üretim sistemi uygulamasına olanak tanıyan hızlı ve verimli bir bakım hizmeti elde etmek

için üretim ve bakım planlaması arasındaki disiplinler arası iş birliğidir, "Varlık kullanımı" ve "Hizmetler ve satış sonrası hizmetler" olan Endüstri 4.0 için sekiz ana değer faktöründen ikisinde bakımı içerir.

Çoğu şirket, ekonomik ve teknik avantajlar elde etmek amacıyla arıza ve periyodik bakımdan kestirimci ve proaktif bakım politikalarına önemli bir geçiş uygulayarak bakım yönetimini Endüstri 4.0 bağlamında uygulanacak ilk adımlardan biri olarak görmektedir. Endüstri 4.0'a geçiş her zaman yeni teknolojilerin uygulanması ve üretim ve insan kaynakları yönetiminde önemli bir değişikliklerle sonuçlanır. Çalışmalar teknolojik gelişmeleri belirlenen alanlarda iyileştirmeyi sağlayabilecek dokuz alanda özetlemektedir. Bunlar tek başına veya kombinasyon halinde kullanılır. Bu teknolojiler arasında Endüstriyel Nesnelerin İnterneti (IIoT), Büyük Veri ve Analitik, Yatay ve dikey sistem entegrasyonu, Simülasyon, Bulut bilişim, Artırılmış Gerçeklik (AR), Otonom Robotlar, Eklemeli imalat ve Siber Güvenlik yer alır. Endüstri 4.0'ın dokuz ayağı, fabrikayı tam bütünleşmiş, otomatikleştirilmiş ve optimize edilmiş bir üretim süreciyle "akıllı" bir fabrikaya dönüştürür.

Ayrıca, tedarikçiler, üreticiler ve müşteriler ile insan ve üretim sistemleri arasında daha verimli ve yenilikçi bir ilişki kurulabilir. Endüstriyel Nesnelerin İnterneti (IIoT), Nesnelerin İnterneti kavramını endüstriyel alana genişletir. İnsan müdahalesi olmadan makineden makineye etkileşimi ifade eder. IIoT, standart internet protokollerini kullanan sensörler aracılığıyla fiziksel nesnelerin birbirine bağlanmasını sağlar. Gerçekleştirilen ağ, tüm tedarik zincirinin parçası olan sistemleri içerir. Nesnelerin İnterneti, hesaplama, iletişim ve kontrol sistemleri (siber uzay) tarafından sağlanan sistemler olan siber-fiziksel sistemlerin (CPS'ler) temel teknolojisidir. CPS'lerin aralarındaki sınırları ortadan kaldırarak sanal ve fiziksel dünyanın bir birleşimini gerçekleştirilebildiğini düşünmektedir. CPS'ler, "doğal ve insan yapımı sistemlerin (fiziksel alan) hesaplama, iletişim ve kontrol sistemleri (siber alan) ile sıkı bir şekilde bütünleştiği sistemler" olarak tanımlanmıştır. Akıllı bir fabrikada, yüksek performanslı ve güvenilir operasyonlar yürütmek için karmaşık ve heterojen sistemler birbirine entegre edilir. Müşteri yönetim sisteminin yanı sıra

CPS'lerden kaynaklanan veri toplama, Büyük Veri analizinin temelini oluşturur. Veri iletimi için güçlü hesaplama kapasitesi ve yüksek bant genişliğinin yanı sıra gerçek zamanlı karar vermeyi destekler.

Bu kapsamda Büyük Veri dört bölümden oluşur: Veri hacmi, Veri Çeşitliliği, Yeni veri üretme ve analiz hızı, Veri Değeri. Büyük Veri, Bulut ve CPS'ler endüstriyel bir ağ oluşturur ve bunların koordinasyonu akıllı fabrikanın oluşmasını sağlar. Ayrıca, sensörlerin ve IoT'nin yayılmasıyla sağlanan yeni veriler, trend analizi, süreç izleme, kalite tahmini ve kontrolü, hata teşhisi, hata sınıflandırması, çevrimiçi yumuşak algılama gibi çeşitli alanlarda uygulanabilir Büyük Veri Analitiği ve Makine Öğrenimi araçlarının geliştirilmesine olanak tanır. Yatay ve dikey sistem entegrasyonu, son derece dinamik bir sistemdeki tüm aktörler arasında toplam bir bağlantıya ulaşan tüm tedarik zinciri boyunca bir entegrasyonu ifade eder.

Simülasyon, üretim sistemlerinin tasarımını destekleyebilen ve etkili bakım sağlayan dijital bir araçtır. Simülasyon, değer ağlarında ve akıllı sistemlerden gelen verilerin gerçek zamanlı optimizasyonunda yer alır. Bulut bilişim, talep üzerine işlem kaynaklarının ve diğer cihazların paylaşımını sağlayan bir teknolojidir. Bulut teknolojisi sayesinde, bir üretim hattından tüm fabrikaya kadar sistemler arasında bilgi paylaşımı ve saha dışı analizler yapmak da mümkündür. Sonuç olarak, bulut teknolojileri ile akıllı üretim sistemlerinin ölçeklenebilirliğini ve esnekliğini artırmak mümkündür.

Artırılmış Gerçeklik, dijital verileri gerçekliğin üzerine bindirerek tutarlı bir şekilde karıştıran bir insan-makine etkileşimi teknolojisidir. Operatörlere bakım, lojistik ve diğer yaygın işletim prosedürleri için gerçek zamanlı bilgiler sağlayabilir. Bilgiler, akıllı cihazlar tarafından giyilebilir AR veya başa takılan cihazlar olarak sağlanabilir.

Otonom Robotlar çeşitli hizmetler sunar ve her zamankinden daha otonom, işbirlikçidir ve birden fazla uygulama içerir. Otonom Robotlar birbirleriyle etkileşim kurabilir veya operatörlerin (cobots) görevlerini yerine getirmelerine doğrudan yardımcı olabilir. Eklemeli imalat, dijital bir tasarımın (yani 3B CAD) 3B baskı ile fiziksel bir nesneye dönüştürülmesi olasılığıyla ilgilidir. Bu teknoloji, özelleştirilmiş

ürünlerin küçük partilerini üretmek için uygundur. Son olarak Siber Güvenlik, paylaşılan bilgileri ve CPS'leri siber saldırılardan koruyabilen teknolojidir.

2.2. Bakım Yönetimi

Avrupa Standardı EN 13306:2017 (1330)'ye göre “Bakım, bir öğenin yaşam döngüsü boyunca, onu performans gösterebileceği bir duruma getirmek veya eski durumuna getirmek için amaçlanan tüm teknik, idari ve yönetsel eylemlerin birleşimidir”. Ayrıca, standart bakım yönetimini “bakım hedefleri, stratejileri ve sorumlulukları belirleyen ve bunların bakım planlaması, bakım kontrolü ve bakım faaliyetlerinin ve ekonomisinin iyileştirilmesi gibi araçlarla uygulanmasını sağlayan” faaliyetler dizisi olarak tanımlar.

Bakım planlaması, tatmin edici ekipman çalışmasını garanti etmek ve büyük sorunları önlemek için düzenli olarak planlanmış bir çalışma programının geliştirilmesiyle ilgili tüm faaliyetleri dikkate alır. Bu faaliyetler, en uygun bakım politikasının seçimini ve iş planlama ve programlamayı içerir. Öte yandan, bakım kontrolü ve gözetimi, bir endüstriyel tesiste bakım yönetiminin doğru uygulanmasını sağlamak için izlenmesi gereken yönlerle ilgilidir. Bunlar; varlıkların performans güvenilirliğini izlemek için sahada verilerin toplanması, iş kontrolü ve raporlama, envanter yönetimi ve maliyet muhasebesi ve kontrolüdür.

Ayrıca bakım hem üretkenlik hem de kalite üzerindeki etkisi nedeniyle bir üretim şirketinin başarısını sağlamada kilit bir role sahiptir. Bir endüstriyel tesiste bakım yönetimi, çeşitli kurumsal iş fonksiyonlarını ve faaliyetlerini birbirine bağladığından, uygulanması karmaşıktır ve azami dikkat gerektirir. Her yönetim sistemi, üç ana unsur tarafından desteklenen bir organizasyon yapısından oluşur. Bunlar; kaynakların kullanımını kontrol etmek ve optimize etmek ve şirketin hedeflerine ulaşılmasını garanti etmek için prosedürler, insanlar ve teknolojidir.

Prosedürlerle ilgili olarak, bakım politikaları zaman içinde gelişmiştir: Tarihsel olarak uygulanan ilk bakım türü, "çalışma başarısız olana kadar çalıştırma" mantığı tarafından yönlendirilen düzeltici veya reaktif olandır. Zamanla düzeltme yerine arıza önleme yaklaşımı hayata geçirilmiş ve Önleyici Bakım uygulamasına yol

açmıştır. Bu kategoride hem programa hem de koşula dayalı bakım yer alır. Duruma dayalı bakımın alt kategorisi, arıza veya bozulmanın tahminine ve önlenmesine odaklandığından evrimi olarak kabul edilen kestirimci bakımı da kapsar. Son zamanlarda, bilgi ve iletişim teknolojilerine dayalı yönetim araçlarını ve stratejilerini kullanarak, daha proaktif bakım kavramları tanıtılmaktadır. Bunlar, faaliyetleri çevrenin dinamik değişikliklerine uyarlama ve bunları iş stratejileri ve dış gereksinimlerle uyumlu hale getirme olasılığını göz önünde bulundurmaktır. İş planlama ve bakım çizelgeleme, personel mevcudiyeti, envanter ve stok yönetimi gibi kaynakların kullanım faktörlerinin optimizasyonu ve ayrıca üretim planlamasıyla uyumluluğun analiz edilmesi gerekir.

Bu amaçla, iş listeleri ve envanter, prosedür ve teknik şartnamelerin yönetimi, çizelgeleme ve kaynak yönetimi, müdahale taleplerinin iletilmesi, yedek parça takibi ve yönetiminin sağlanması için bakım planlama ve uygulama süreçleri bilgi sistemi tarafından desteklenmektedir. Bununla birlikte, teknolojinin rolü yalnızca şirketin ilgili her varlığıyla yakından bağlantılı bir bilgi sistemi ihtiyacıyla değil, aynı zamanda operatörler tarafından her zaman daha güvenilir müdahaleler sağlamak için kullanılan araçlarla temsil edilir. Son olarak, bakım eylemlerini gerçekleştirmekten ve makinelerin sağlığını garanti etmek için gereken bilgi tabanını korumaktan sorumlu oldukları için operatörlerin rolü çok önemlidir. Bu nedenle, bakım teknisyenlerinin becerilerinin ve performansının sürekli gelişimini desteklemek için eğitimleri de kritik öneme sahiptir.

Bakımın parçalanabileceği ilgili tüm süreçlerin haritasını çıkarmak için Avrupa Standardı EN 17007:2017 (1700)EN 7:, 2017EN 17007:2017 (1700) referans olarak kullanılabilir. Süreçleri tanımlar ve bunları üç ana aileye ayırır: Yönetim süreci hedeflerin, politikanın tanımını gerektirir ve gerçekleştirme ve destek süreçlerinin tutarlılığını sağlar. Gerçekleştirme süreçleri beklenen sonuçların gerçekleştirilmesi ile ilgili tüm faaliyetleri kapsarlar. Destek süreçleri diğer süreçlere gerekli kaynakları sağlamakla görevlidirler.

2.3 Endüstri 4.0'da Bakım Teknolojisi

Endüstri 4.0 teknolojilerinin tanıtılması, fabrikanın "akıllı" olmasını sağlamıştır. Daha önce belirtildiği gibi, teknolojiler listesi çok sayıda yazar tarafından dokuz sütunda kategorize edilmiştir ve bazıları bakım faaliyetlerinde kilit rol oynamaktadır. Özellikle Endüstriyel Nesnelerin İnterneti ve Bulut Bilişim neredeyse her çalışmada yer almakta ve bu kavram ve teknolojilerin Endüstri 4.0'ın temelinde nasıl yer aldığını doğrulamaktadır.

Endüstriyel Nesnelerin İnterneti, küresel veya yerel veri alışverişi için fiziksel nesnelerin internet üzerinden birbirine bağlanmasını sağlayan teknolojidir. Bu tür Siber Fiziksel Sistemler (CPS), kuruluşlar içinde verimli bir iş birliği için teknolojik itici güçlerdir. Ortak hedeflere ulaşmak amacıyla CPS'ler, çoklu duyuşal giriş/çıkış cihazları aracılığıyla tüm aktörler arasında verimli bir iletişim sağlar. CPS'ler imalatta endüstriyel hizmetler üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Özellikle, bu iletişim teknolojileri bakım, verimliliğinin ve kalitesinin artırılması için kritik öneme sahiptir. Bunun doğrudan bir nedeni, CPS'nin hizmet faaliyetlerini ve uzaktan teşhisi tahmin etme ve tetikleme olasılığında yatmaktadır. Ek olarak, CPS'ler ayrıca makinelerin mevcut durumu hakkında önemli miktarda gerçek zamanlı bilgi toplanmasına olanak tanır ve bu, bakım planlaması için güçlü bir destek olan Büyük Veri analizinin temelini oluşturur. Örneğin, taşınabilir titreşim sensörleri kullanılarak kablosuz veri iletimi ve teşhis algoritmaları aracılığıyla yatakların ve dişlilerin durumlarının izlenmesinin gerçekleştirildiği çalışmalar sunulmuştur. Gelecekteki bakım stratejilerini optimize etmek amacıyla endüstriyel robotların sağlığını izlemek için gelişmiş bir sensör sistemine dayalı bir prognostik ve sağlık yönetimi metodolojileri de tanıtılmaktadır. Bakım faaliyetlerini önceden hazırlamak ve maliyetleri en aza indirmek için sensör odaklı bakım politikaları da geliştirilmiştir. Algılama ve bilgi teknolojilerindeki gelişmeler sayesinde CPS'ler, makine bozulmalarını tahmin ederek karar verme sürecine etkin bir destek sağlamaya olanak tanır. Bu bağlamda, endüstriyel Büyük Veri analitiğinin sifra yakın kesinti süresi elde etme, kestirimci bakım sağlama ve daha fazlası gibi çeşitli avantajlar sağlayacağı bilinmektedir. Bakımı planlamanın temel yönü olarak,

endüstri için verimli ve sürdürülebilir sağlam bir düzen tasarlamak için Büyük Veriyi platformları kullanılmaktadır. Büyük Veri analizinin temel amacı, gerçek zamanlı karar vermeye izin vermektir ve bu genellikle analitik veriye dayalı algoritmalar aracılığıyla sürdürülür. Farklı kaynaklardan gelen veriler dikkate alındığında ucuz ve güvenilir bir izleme sistemi için bazı paradigmaları destekler. Özellikle, üretim hatlarının öğelerinden çeşitli verileri gerçek zamanlı olarak dikkate alan uyarlanabilir bir çizelgeleme çok kriterli algoritma ile bakım yönergeleri sağlarlar.

Öte yandan, bilgisayar simülasyon teknikleri, akıllı üretim sistemleri geliştirmek için hayati bir bileşen olarak kabul edilmektedir. Gerçek üretim sistemlerinin davranışını tahmin etmek, planlama ve bakım kararlarını desteklemek ve aynı zamanda mühendislerin tasarım seçimlerini doğrulamak için kullanılabilirler. Özellikle, veri ve bilgi seviyesindeki değişikliklere kolayca uyum sağlayan bir simülasyonun bakım süresini ve maliyetini azaltabileceği düşünülmektedir. Bu senaryo, yeniden üretim operasyonları için tipiktir. Sistemlerin "sağlık faktörlerini" örneğin geçmiş verilerden türetilen belirli bakım eşikleriyle karşılaştırarak bir risk işlevini tahmin etmek için simülasyonlar kullanılabilir.

Bulut teknolojisi, IoT, Büyük Veri ve Simülasyonu tamamlayıcı olarak kabul edilebilir. Aslında, bir bulut sistemi yalnızca CPS'lerden toplanan bilgilerin depolanması için değil aynı zamanda isteğe bağlı bilgi işlem için de gereklidir. Gerçekten de verilere ek olarak, Bulut bilgi işlem, işleme kaynaklarının ve talep üzerine diğer cihazların paylaşılmasına olanak tanır; bu şekilde kullanıcılar ve kuruluşlar, ağlar, sunucular, depolama, uygulamalar ve hizmetler gibi yapılandırılabilir bilgi işlem kaynaklarının ortak bir havuzuna erişerek verilerini işleyebilir.

Yaygın algının aksine AR son 50 yıldır teknolojiyi içinde yer almaktadır. Minyatürleşmedeki son sıçramalar ve artan bilgi işlem gücü, tüketiciler ve endüstri ile ilgili yeteneklere sahip AR sistemlerinin geliştirilmesini mümkün kılmıştır. AR sistemleri, insanların fiziksel dünyanın üzerine yerleştirilmiş bir bilgi katmanı aracılığıyla dijital bilgilere erişmesini sağlar. Yaygın olarak kullanılan gerçeklik-

sanallık (RV) sürekliliğine göre, AR, gerçek ortam ile sanal ortam arasında konumlanmıştır.

Gerçek ortam ve sanal ortam (sanal gerçeklik (VR) olarak da adlandırılır), RV sürekliliğinin iki uç noktasıdır. Tüm bilgiler ya gerçektir ya da sanaldır. Bu uç noktalar arasındaki her şey, sanal ve gerçek öğeleri içerir ve karma gerçeklik (Mixed Reality- MR) olarak adlandırılır. MR, sanal içerik ekleyerek gerçek dünyayı zenginleştiren AR'yi içerir. Ayrıca artırılmış sanallığı (AV) içerir. AV, gerçek dünya içeriği ekleyerek sanal dünyayı zenginleştirir. AR ve AV arasındaki ayrım, süreklilik boyunca belirgin değildir. Ancak gerçek içerik baskın olduğu sürece AR'dır. Bu, baskın bir oranın veya tüm bilgilerin sanal olarak sunulduğu AV ve VR kavramıyla çelişir.

AR, teşhis, inceleme ve eğitim operasyonları için adım adım rehberlik sunarak bakım görevi için geçerli bir desteği temsil eder. Aslında, bakım görevlerinde ve operasyonlarında "verilen destekleyici bilgilerin düzgün bir şekilde iletilmediği" ve ayrıca teknik belgelendirme oluşturmak için kullanıldığında AR'nin operatörler için bilişsel yükü azaltabileceği de gösterilmiştir. Daha fazla grafik (sembol ve simgeler) ve daha az metinden oluşan bir dokümantasyonun sonucu olarak, görüntüleme modu dokümantasyonunu (yani metinler veya pdf dosyaları), AR tabanlı bir teknik belgelendirmeye dönüştürmek için bir metodoloji önerdiler.

Çeşitli AR türleri bakım için uygundur ve projektör tabanlı AR diğerlerinden daha uygun görünmektedir. Diğer formlara kıyasla teknik avantajları göstererek bu formu kullanmanın faydasını göstermektedir. AR Tabletler, pil gücü gereksinimi ve hand-free bir teknoloji olmaması nedeniyle bariz sınırlamalar ile bakımda sık bir kullanıma sahiptir. Öte yandan, giyilebilir AR veya başa takılan cihazlar (HMD), uygulamalarda kullanılan en popüler AR cihazlarıdır. Fiziksel sınırlamaları, ağırlık ve tam bir kablosuz bağlantının potansiyel eksikliği ile çalışma olasılığıdır. Ayrıca, bu teknolojilerin bakım teknisyenleri tarafından uzun süreli kullanımı sağlıklarını etkileyebilir ve bu, en büyük zorluklardan birini temsil eder. AR teknolojisi, gerçek dünya ortamındaki gizli yapıları keşfetmek için de kullanılabilir, bu, yüzeylerin arkasına monte edilen parçalar için arızaların tespiti gibi bazı zor bakım

prosedürlerine yardımcı olur. Veri gözlükleri, kullanıcının normal görme alanındaki bilgileri görüntülemesine olanak sağlayan “gözsüz – hand-free” bir cihazdır. Ayrıca, cihaz ve operatör arasındaki etkileşimler, belirli bir dokunmatik yüzey aracılığıyla etkinleştirilir, yüksek hassasiyetli bir yerleştirme sistemi ile donatılmış bir tablet cihazdan oluşan bir AR mimarisi sunmaktadır. Bu sistem, AR teknolojisinin avantajlarını temel telefon desteğiyle birlikte kullanarak uzaktan bakım için düşünülmüştür. Ayrıca, harici iş istasyonlarında bulunan uzmanlar, üretim sahasına gitmeden arızayı tespit edebilir veya diğer bakım faaliyetlerini gerçekleştirebilir. Bu senaryo, endüstri 4.0 teknolojilerinin geleneksel teknolojilerin yerini nasıl aldığına bir örnektir.

Robotik uygulamalar, denetimler hakkında veri elde etmek veya bakım görevlerini gerçekleştirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Literatür Büyük Veri teknolojileri ve Otonom Robotlar aracılığıyla denetim verilerini bakım verileriyle birleştirme olasılığını tartışmaktadır. İnsansız Hava Araçlarını (İHA) özellikle uzun mesafe kaplayan mühendislik yapıları veya altyapıları olarak tanımlanan ve aynı işlevleri farklı yük ve koşullarla yerine getirebilen alt sistemlerden oluşan lineer varlıklar için yararlı görmektedirler. Bu senaryoda, İHA'lar özellikle keşif ve inceleme amaçlı olarak belirtilmektedir, ancak aynı literatür, robotların henüz yeterince teknolojik gelişmemiş olmaları nedeniyle tam bir bakımın robotlar tarafından gerçekleştirilemeyeceğini belirtmektedirler. İşbirlikçi etkileşim için robotlar genellikle “cobot” olarak adlandırılır ve kolay bir iletişim yoluyla iletişim kurabilmek ve doğrudan insan operatörden etkileşim kurmayı öğrenmek için tasarlanmıştır.

Endüstri 4.0 bağlamında bakımın iki kritik yönü olduğu belirtilmektedir. Bir yönü, fiziksel üretim ile dijital fabrika arasındaki gerçek zamanlı bağlantıdır. İkincisi, çok farklı sistemlerden ilgili verileri birleştirmenin zorluğudur. Bu kapsamda Büyük Veriye dayalı bakımın çok karmaşık bir karar destek sistemine ihtiyaç duyulduğu ve bunun da veri çeşitliliğinden kaynaklandığı bilinmektedir. Bariz bir sonuç olarak, optimize edilmiş bir karar verme modelinin gerçekleştirilmesi her zaman kolay değildir ve bu sorunun üstesinden gelmek için,

algoritmalar için genellikle bulanık mantık gibi gelişmiş matematiksel araçlar kullanılır.

Paylaşılan bilgileri koruyan Siber Güvenlik, Endüstri 4.0'da sistemlerin uzun vadeli istikrarlı çalışmasının yanı sıra veri doğruluğunu ve daha güvenilir bir üretimi sağlar. Endüstriyel ortamlarda güvenlik hususlarının her zaman nasıl ele alınması gerektiğini ve Nesnelerin İnterneti çözümlerinin uygulanmasında dikkate alınması gerektiği ifade edilmektedir. Ayrıca, Nesnelerin İnterneti yetenekleri aynı zamanda veri güvenliği, veri gizliliği, veri merkezlerinin ağ bağlantısı ve depolama yönetiminde zorluklara neden olarak veri patlamasına neden olmaktadır. Burada güvenliğin kritik bir konu olduğu ve IoT tabanlı gelecekteki sistemler için garanti altına alınması gerektiği belirtilmektedir.

2.4. Bakım Politikaları

Akıllı dijital teknolojilerin yükselişi, yönetim stratejileri için yeni fırsatları beraberinde getirdi. Akıllı bir fabrikada toplanan dijital verilerin düzeyi, gelişmiş analitik becerileriyle birleştiğinde, yaygın endüstriyel bakım stratejilerini alt üst etmiş ve daha etkili stratejiler geliştirmeye olanak sağlamıştır.

Kestirimci bakım, son otuz yıldır hem akademi hem de endüstri için ilgi konusu olmuştur ve giderek daha fazla doğruluk ve verimlilik haline gelmektedir. Son araştırmalar, IIoT, Bulut Bilişim ve Büyük Veri Analitiğine dayalı bir hizmet olarak tahmine dayalı bakım için mimariler önermektedir. Bu teknolojiler, fabrika yönetimi için ek içgörü sağlayan yeni ve ilgili bilgiler üretebilir. Endüstriyel IIoT'nin esas olarak hem performansı hem de kaliteyi iyileştirmek için kestirimci bakıma uygulanmıştır. Kestirimci bakımın toplam makine aksama süresini %30'dan %50'ye indirebildiğini ve çalışma ömrünü %20'den %40'a çıkardığını literatür not etmek önemlidir. Bu anlamda, veri işlemeden yeni bilgi üretme olasılığı, akıllı veya akıllı bir bakım için kilit yönü temsil eder.

Proaktif bakım yaklaşımı, arızaların yalnızca semptomlarını değil nedenlerini de izlemeye odaklanması nedeniyle Bakım 4.0'ın uygulanması için ilk adım gibi görünmektedir. Aslında, bu bakım stratejisi, veri işleme için izleme, teşhis, prognoz

ve karar verme algoritmalarının kullanımına dayalı bir "öngörü eylemi" ile karakterize edilir.

Akıllı bakımı literatürde sınırlı çalışmalar, Endüstri 4.0'ın teknoloji uygulaması ve gelişmiş analitiği tarafından ulaşılan hedef olarak kabul ederek "kuralcı bakım" olarak belirtmektedir. Gerçek zamanlı Büyük Verinin toplanması için geleneksel bakım modu ile Bulut tabanlı bilgi işlem sistemi mimarisini karşılaştırarak veri işlemeyi Endüstri 4.0 perspektifinde araştıran bir çok çalışma bulunmaktadır. Özellikle, CPS'lerden gerçek zamanlı veri toplama (alarmlar, günlükler ve ekipman durumu), kablosuz veri iletimi, gerçek zamanlı merkezi Büyük Veri işleme yine bu kapsamda çalışılan önemli teknolojilerdir.

Daha önce açıklandığı gibi "Uzaktan Bakım" veya "Tele Bakım", başta Artırılmış Gerçeklik olmak üzere endüstri 4.0 teknolojileri tarafından tam olarak desteklenmektedir. Tahmine dayalı bakım, uzaktan bakımla birleştiğinde bakım maliyetini %40'dan %10'a düşürebildiği kaydedilmiştir.

Bazı araştırmalar, sürekli ve müdahaleci olmayan bir izleme süreci sayesinde "kendi kendine bakım" kavramının olabilirliği üzerine çalışmaktadır. Kendini öngörme ve öz farkındalık, Endüstri 4.0'daki temel unsurlar olarak tanımlanmaktadır. Ayrıca, kapatmaları en aza indirerek cihazların kapasitesini ve kullanımını en üst düzeye çıkarabilirler. Kendi kendine bakım faaliyetlerinin esas olarak robot teknolojisiyle ilişkili olduğunu ve giderek daha fazla sayıda endüstrinin yüksek riskli faaliyetlerle uğraşırken bu teknolojiyi kullandığını onaylamaktadır. Son olarak otonom bakımın uygulanması, ekipmanın kullanım ömrü boyunca maliyetini düşürerek müşteri memnuniyetini artırabilir.

Akıllı bir fabrika, işlenecek büyük miktarda gerçek zamanlı veri ve referans olarak her zamankinden daha ayrıntılı veritabanları ile dijitalleştirilmiş bir üretime sahiptir. Endüstri 4.0'ın bakıma sunabileceği olanaklar dikkat çekicidir ve modern bir fabrikada uygun bir bakım tasarımının gerekliliği oldukça açıktır. Proseslerin ve üretim sistemlerinin değişmesi, bakımın politikalarının genel olarak yeniden düzenlenmesine ve yenilikçi modalitelere güvenilmesine yol açtı. Artırılmış Gerçeklik ve Büyük Veri analizi ile birleştirilmiş otonom robotlar sayesinde uzaktan

bakım daha etkili hale geldi. Bu çok çekici bir çözümdür ve özellikle yüksek riskli faaliyetlerle uğraşan endüstriler için yararlıdır.

Operatörlerin rolü yeniden modellenmiş ve esas olarak, her zamankinden daha gelişmiş izleme sistemleri ve kullanıcı arayüzleri aracılığıyla otomatik üretimi denetlemekten oluşmaktadır. Büyük veri analizi, simülasyonlar ve karar alma algoritmaları, akıllı bir fabrikanın "zekâsını" temsil eder ve bunların uygulanması yoluyla, geleneksel bakım politikasını "kuralcı bakıma" dönüştürerek düzeltici eylemleri "önermek" mümkündür. Bakım teknisyeninde aranan temel beceri, akıllı cihazları giyilebilir, tablet, veri, gözlük veya başa takılan cihazlar olarak kullanabilme ve fabrika içindeki akıllı bir dünya ile etkileşime girme tavrına sahip olmasıdır. Buluta bağlı akıllı cihazların kullanımı sayesinde, operatöre video veya metin bilgileri ile talimat verilebilir. Ayrıca operatör bulguları ve deneyimi, veri tabanının kendisi için temel geri bildirimini temsil eder. Operatör 4.0 ayrıca otonom robotlar, eklemeli üretim ve Artırılmış Gerçeklik ile verimli bir şekilde etkileşim kurabilmelidir. Ayrıca Artırılmış Gerçeklik sayesinde hem işe yeni başlayan personel hem de teknik uzmanlar yeni görevleri öğrenmek için eğitim alırken eğitim süreci hızlandırılmaktadır.

Endüstri 4.0 yeniliklerinin tanıtılmasıyla teşvik edilen yeni dijitalleştirilmiş ortam, ilgili tüm faaliyetlerinde bakım yönetimine büyük avantajlar sağlayabilir. Varlıkların gerçek zamanlı bağlantısı ve mobil cihazların kullanılabilirliği hem bakım kontrolünü hem de yürütmeyi iyileştirerek varlıkların gerçek sağlık durumuna ilişkin sürekli farkındalığı geliştirebilir. Teknik müdahaleleri destekleyen bu teknolojiler, operatörlerin daha güvenilir bir performans göstermesini de sağlayabilir. Ayrıca, makinelerin kullanılabilirliği ve kaynakların kullanımı açısından bakım hedeflerinin optimizasyonunu garanti etmek için çevreden sürekli geri bildirim alınmasını sağlayan bu tür dijital ortamlarla planlama ve çizelgeleme geliştirilebilir.

Yeni teknolojileri uyarılma ve kullanma ihtiyacı, endüstrinin yeni bir döneme evrilmesini sağlamıştır. Bağlantı, veri miktarı, yeni cihazlar, envanter azaltma, kişiselleştirme ve kontrollü üretim, Endüstri 4.0'ı doğurmuştur. Veriler, öngörebilen

veya tahmine dayalı kararlar alırken işbirliği yapabilen bu bilgi neslinin anahtarıdır. Kestirimci Bakım, geçmiş verilere dayalı, modeller ve etki alanı bilgisidir. Bakım faaliyeti için karar verme sürecini iyileştirmek amacıyla bekleyen arızaları önceden tahmin etmek için istatistiksel veya makine öğrenimi modelleri ile eğilimleri, davranış kalıplarını ve korelasyonları tahmin edebilir. Üretim yeteneklerini geliştirmeyi amaçlayan kestirimci bakım ve metodolojilerin uygulanması, akıllı endüstri veya akıllı üretim gibi başka tanımlar üretir.

Giderek genişleyen üretim ekosistemlerinde farklı üretim faaliyetleri arasındaki etkileşimlerin karmaşıklığının artması nedeniyle bakım, endüstriler için kritik bir önem kazanmıştır. Bu sayede kestirimci bakım sürecine değer katan bir diğer kavram da Nesnelerin İnterneti (IoT). Endüstriyel Nesnelerin İnterneti (IIoT) adlı bir uzmanlıkla, Makine Öğrenimi (ML) ve Büyük Veriyi (BD) içeren endüstriyel bir ortamda IoT teknolojilerini kullanır. Veri yönetiminde doğruluk ve tutarlılık açısından “akıllı makinelerin” insanlara kıyasla daha yüksek verimlilik gösterdiği felsefesini pekiştiren yöntemler içermektedir.

2.5. Kestirimci Bakım

Kestirimci bakım, veri toplama, altyapı, depolama, dağıtım, güvenlik ve zeka ile ilgili araştırma hatlarının oluşturulmasını ve entegrasyonunu önererek çok disiplinli araştırma gruplarında önem kazanmaktadır. Bakımın etkisi, tüm üretimin toplam işletme maliyetlerinin toplam %15 ila 60'ını temsil etmektedir. Endüstri 4.0 ortamlarında birden fazla sensörden toplanan veriler, bir varlığın kalan ömür tahmini çözümleri için yeni fırsatlar sunmaktadır. Kestirimci bakımın zaman içindeki ekipman performansına veya koşullarına dayalı olarak çizelgeleme eylemi oluşturabileceği fikri, endüstrinin geleceği için heyecan verici hale gelmektedir. Etkili kestirimci bakım başarısı için temel gereksinimlerden biri, üretim sürecinin tüm bölümlerinden yeterli miktarda veri alınmasıdır. Sonuç olarak, kestirimci bakım bakım maliyetlerini ve duruş sürelerini azaltabilir ve üretkenliği ve kaliteyi de iyileştirebilir.

Bir varlığın Kalan Kullanım Ömrünü (Remaining useful life- RUL) tahmin etme zorluğu mühendislik, mekanik ve otomasyon uygulamalarında yaygındır. Bu kavram, eksiksiz bir endüstri yönetimi döngüsü olan Prognostikler ve Sistem Sağlığı Yönetiminin bir parçasıdır. Bu süreçte gözlem, analiz ve eylem olmak üzere üç ana eksen vardır. Bu bağlamda kestirimci bakım ile ilgili araştırma, doğrudan sürecin gözlem eksenini ile bağlantılıdır ve başarısızlığı tahmin etmek için akıllı yöntemler kullanır.

Bakımda, dört oluşum kategorisi vardır: düzeltici, önleyici, öngörücü ve kuralcı. Düzeltici durumda, arıza tespit edildiğinde veya işaretler olduğunda bakım gerçekleşir. Öte yandan, kestirimci bakım, kesinti süresini önleyen olası bir arızayı bildirmek için zamana dayalı bilgi kullanır. Kuralcı bakımda şu soruya cevap vermek mümkündür: "Bunu nasıl gerçekleştirebiliriz?" veya başka bir deyişle, "Belirli bir olayın meydana gelişini nasıl kontrol edebiliriz?" Yaklaşan bakım süreçlerini iyileştiren ve optimize eden kararlar almak için faydalı tavsiyeler sunmaktadır. Prognostik ve sağlık yönetiminde ayrıca dört tür bakım tekniği vardır: düzeltici, sabit aralıklı önleyici, arıza bulma ve duruma dayalı bakım, varlık izleme, RUL'un değerlendirilmesi için sensörler, algoritmalar ve matematik kullanır. Kestirimci bakım ile ilgili bir diğer temel içerik, tahmin için kullanılan yaklaşımın sınıflandırmasıyla ilgilidir. Bunlar:

Fiziksel model tabanlı: Bu modelin ana özelliği, bir bileşenin durumundaki reflekslerle, koşulun kesinliğine ve arızanın ölçülmesine ihtiyaç duyan matematiksel modellemeye ve bu endeksleri sınırlamak için istatistiksel yöntemlere sahip olmasıdır.

Bilgiye dayalı: Bunda fiziksel bir modelin karmaşıklığını azaltan yaklaşımlar, genellikle hibrit bir strateji olarak kullanılır. Örneğin uzman sistemler veya bulanık mantık kullanılır.

Veri odaklı: Kestirimci bakım çözümlerinin mevcut evriminde en çok bulunan modeller, istatistik tabanlı, örüntü tanıma veya yapay zeka (AI) ve makine öğrenimi algoritmalarına dayalı modellerdir.

Kestirimci bakım uygulamaları, karar vericilerin bakım, deęiřtirme ve hatta planlı bir kapatma gibi uygun önlemleri alabilmesi için arızayı yeterince önceden tahmin eder. Bu uygulamalar, makine bakımında tasarruf sağlar ve makinelerin maksimum çalışma süresini sağlayarak üretkenlięi artırır. Çoęunlukla imalat süreçleri montaj hattı üretimini takip eder, bu nedenle montaj hattındaki herhangi bir arıza domino etkisi yaratır ve bu da montaj hattında herhangi bir arıza noktasından kaçınılmasını çok önemli hale getirir. Kestirimci bakım çözümlerini devreye alarak bu arızalardan kaçınılabılır veya en azından azaltılabilir. Bununla birlikte, en doğru ve optimal tahmin için, büyük miktarda ilgili verinin makul bir zaman dilimi içinde toplanması ve analiz edilmesi son derece gereklidir. Bunun sonucu olarak, büyük veri analitięi ve akış işleme teknolojileri, kestirimci bakım çözümleri için temel bir gerekliliktir.

Kestirimci bakım uygulamaları, büyük ölçekli imalat endüstrileri için çok önemli, veriye dayalı analitik uygulamalardan biri olarak kabul edilir. Kestirimci bakım alanındaki kullanım durumlarını göz önünde bulundurarak, veri toplama, analitik, sorgulama ve depolama gibi veri işlemenin farklı aşamalarında büyük veri işleme ardışık düzenine ilişkin gereksinimleri bulunmaktadır. Bu gereksinimleri, dağıtılmış kuyruk yönetimi, büyük veri akışı işleme platformları, büyük veri depolama teknolojileri ve akışlı SQL motorları gibi büyük veri ve akış işlemeye yönelik açık kaynaklı teknolojilerin yetenekleriyle gerçekleştirir. Dağıtılmış kuyruk yönetimi teknolojileri Apache Kafka, RabbitMQ, Amazon Kinesis, Microsoft Event Hubs ve Google Pub/Sub kullanılmaktadır. Ana büyük veri akışı işleme platformları Apache Storm, Apache Samza ve Apache Flink dağıtılmış akışları ve toplu veri işlemeyi yönetir. Sütun tabanlı depolama Cassandra ve HBase, belge depoları MongoDB ve Hadoop tabanlı çerçevelerden Hive dahil olmak üzere büyük veri depolama teknolojileri, büyük veri kümelerini depolamak, sorgulamak ve analiz etmek için açık kaynaklı teknolojilerdir. Akışlı SQL motorları, SQL'i gerçek zamanlı veri akışlarını Spark SQL, Flink Table API, KSQL, SamzaSQL, StormSQL ve StormCQL, vb. işleme yeteneęiyle genişleten sorgu dilleridir.

Kafka, RabbitMQ, Amazon Kinesis, Microsoft Event Hubs ve Google Pub/Sub gibi dağıtılmış kuyruk yönetimi teknolojileri, yayınlama/abone olma mesajlarını desteklemek için son birkaç yılda kararlı yapıya ulaştı. Bu teknolojiler, gerçek zamanlı uygulamalar için büyük ölçekli verileri taşıırken bazı yararlı yeni çözüm biçimleri eklemiştir. Dağıtılmış kuyruk yönetimi teknolojileri, geleneksel mesaj kuyruğu teknolojilerine çok benzer görünse de mimarileri bakımından önemli ölçüde farklılık gösterirler ve bu nedenle çok farklı performans ve davranışsal özelliklere sahiptirler. Örneğin, geleneksel kuyruğa alma sistemleri, işlenmiş mesajları sıradan kaldırır ve aynı olay üzerinde birden fazla bağımsız eylem gerçekleştiren birden çok tüketiciyle ölçeği genişletemez. Bunun aksine, dağıtılmış kuyruklama teknolojileri, bir grup tüketiciyi destekleyerek ve çoğaltılan kümeler üzerinde kalıcı diskler kullanarak veri kaybını önleyerek hem çevrimdışı hem de çevrimiçi ileti tüketimi için uygundur. İletilerin bir süre teslim edilmesini garanti etmek için iletiler dağıtılmış kuyruklarda hemen kalıcı hale getirilir. Mesaj gönderme garantisi özelliği için üç tür yapılandırma tanımlanmıştır:

- **En fazla bir kez:** bazı mesajlar kaybolabilir ve hiçbir mesaj birden fazla gönderilmez.
- **Kesin olarak bir kez:** her mesajın yalnızca bir kez iletilmesi garanti edilir, daha fazla veya daha az değil.
- **En az bir kez:** her iletinin teslim edilmesi garanti edilir, ancak bazı durumlarda birden çok kez teslim edilebilir.

2.6. Büyük Veri Akışı İşleme Platformları

Yıllar geçtikçe, verileri yönetmek ve analiz etmek için geleneksel ilişkisel veritabanı yönetim sistemleri ve daha yakın zamanda Hadoop ve Spark gibi toplu işleme teknolojileri kullanılmıştır. Bu teknolojiler artık oldukça olgunlaşmış ve geniş bir uygulama yelpazesi için çok uygundur, ancak gerçek zamanlı uygulamalar oluşturmak için ideal bir seçim değildir. Sonuç olarak, Apache Storm, Apache Samza ve Apache Flink gibi gerçek zamanlı uygulamaların ihtiyaçlarını karşılamak için büyük miktarda akış verisini işleyebilen ve analiz edebilen yeni bir dizi teknoloji

tanıtılmıştır. Bu teknolojiler, gerçek zamanlı analitik, akış analitiği ve Karmaşık Olay İşleme için zamanın özünü hedefler. Kuruluşların IoT kullanarak gerçek zamanlı çözümler oluşturmasına ve minimum sürede milyonlarca olaydan içgörü elde etmek için büyük veri kaynaklarından bilgi çıkarmasına olanak tanır.

En son teknoloji ürünü büyük veri platformlarından başlayarak, Apache Hadoop, Google'ın toplu işlemeye dayalı MapReduce tasarımından esinlenmiştir. Mevcut Apache Hadoop ekosistemi, bir Hadoop çekirdeği, MapReduce, Hadoop Dağıtılmış Dosya Sistemi (HDFS) ve Apache Hive, HBase ve Zookeeper gibi diğer birkaç ilgili projeden oluşur. Apache Spark, MapReduce küme bilgi işlem paradigmasının üstesinden gelmek için 2012 yılında geliştirildi. Gelen olay akışını bir grup küçük partiye bölerek akış işlemeyi gerçekleştirmek için mikro gruplama prosedürünü kullanır ve akış işleminin gecikmesini kontrol altında tutar. Apache Spark, mikro toplu işleme sayesinde daha iyi performans elde ederek Hadoop'tan daha hızlıdır. Ancak, Spark akış işlemeyi kullanarak toplu işlerde olayları bir arada toplamak, gerçek zamanlı veri analizi için hala sınırlayıcı bir faktördür. Bunun ötesinde, Apache Storm, Apache Smaza ve Apache Flink gibi çok çeşitli başka akış platformları, doğru akış işleme platformları olduklarını iddia eden akış öncelikli sistemler kavramını tanıtmak için ortaya çıktı. Bu platformlar toplu işlemeyi özel bir durum olarak ele alır ve küçük toplu sorunların üstesinden gelmek için mikro gruplama kullanmaz ve bu nedenle akış uygulamaları için ideal olarak tasarlanmıştır.

Büyük veri platformları temel olarak toplu işleme veya akış işleme modeline dayalı olmalarına rağmen, mimari bileşenleri açısından da farklılık gösterirler. Örneğin, Hadoop, HDFS, YARN ve MapReduce olmak üzere üç temel bileşene sahipken Spark, Esnek Dağıtılmış Veri Kümelerine sahiptir. Öte yandan, Flink'in dağıtma katmanı olan farklı katmanları vardır; bunlar arasında YARN, çekirdek katman ve Tablo API'si ve FlinkML gibi API&Kütüphaneler bulunur. Flink çekirdek katmanı, akış işlemlerinden, kaynaklardan ve havuzlardan oluşan dağıtılmış akış veri akışı olarak da bilinir. Diğer bir önemli faktör, bellek yönetimidir ve artan sayıda büyük veri projesi, bellek yönetim mekanizmasına göre büyük veri platformlarını seçmektedir, yani ister manuel olarak yapılandırılabilir ister otomatik yönetim tarzı

olsun, JVM belleğini yönetmektedir. Gerçek zamanlı verilerin hızlı büyümesi, sistemlerin eylemlere hızlı yanıt vermesi anlamına gelen düşük gecikmeli analiz gerçekleştirme açısından büyük veriler için önemli bir zorluk oluşturmaktadır. Hadoop için veriler önce fiziksel olarak genellikle HDFS'de depolanır ve ardından analiz edilir. Akış işleme için veriler depolanmaz, bunun yerine saniyenin altındaki veya hatta milisaniye düzeyindeki yanıt gecikmesini azaltmak için doğrudan işlenir. Gerçek zamanlı uygulamalar için büyük veri platformlarının düşük gecikme süresi avantajıyla birlikte hata toleransı mekanizması, akış performansında kritik bir rol oynar ve programların arızadan en az kesintiyle kurtulmasını sağlar. Büyük veri platformları, sırasıyla Hadoop, Spark ve Flink için HDFS hata toleransı, kontrol noktası RDD'leri ve veri kaynakları gibi hata toleransını garanti etmek için farklı kurtarma mekanizmalarıyla donatılmıştır.

2.7. Büyük Veri Depolama Teknolojileri

Son zamanlarda, katlanarak büyüyen büyük veri hacminin zorluğuyla başa çıkmak için büyük veri analiz sistemleri geliştirildi. Bu büyük veri analiz sistemleri, işleme birimleri ve depolama sağlamak için dağıtılmış ortama yeni düğümler ekleyerek ölçeğin genişletilmesine izin vererek genellikle hacim sorununu ele alır. Yazılım tarafında, Cassandra ve HBase gibi sütunlu depolar, Hadoop Dağıtılmış Dosya Sistemi (HDFS) gibi farklı depolama sistemlerinin akıllı kombinasyonları ve MongoDB gibi belgelenmiş depo gibi yeni teknolojiler genellikle daha verimli ve daha ucuzdur. Bu büyük veri depolama teknolojileri, bu kadar büyük veri büyümesi için ekstra depolama sağlayan yeni düğümlere yatay olarak ölçeklenerek depolama sınırlamasını ele almak için paylaşımsız mimarileri kullanır.

Söz konusu büyük veri depolama teknolojileri, veritabanı modeli, şema tipi, işleme, işlem, bölümlenme yöntemleri, bellek içi yetenekler ve eşzamanlılık gibi karakterize edilen kriterler kullanılarak karşılaştırılır. Depolama için veri modeli genel olarak üç türe ayrılabilir:

- Dosya Sistemi, ör. Hive Hadoop için HDFS; veriler, HDFS kullanılarak şemasız olarak depolanır ve Schema-on-Reading olarak bilinen işleme

uygulamasının gereksinimlerine dayalı olarak işleme zamanında yapılandırılmış bir şekilde okunur;

- Belge tabanlı, örneğin MongoDB;
- Sütun tabanlı şema, örneğin Cassandra ve Hbase. Veri şeması özelliği dikkate alınarak iki tür şema tanımlanmıştır: (i) yapılandırılmış verilere uyan İlişkisel VTYS ve (ii) yarı yapılandırılmış ve yapılandırılmamış verilere uyan şemasız. Tipik olarak, büyük veri depolama teknolojilerini kullanılan şemaya göre sınıflandırmak, büyük veri uygulama geliştiricilerine verilerinin doğasına göre uygun teknolojileri seçme konusunda net bir görüş sağlar.

2.8. Akış SQL Motorları

Veriye dayalı ekonomi geliştikçe, kuruluşlar yüksek hacimli ve yüksek hızlı veri akışları üzerinde hareket edebilme konusunda rekabet avantajı elde etmeye başladılar. Bununla birlikte, bu teknolojiler tarafından sağlanan programlama API'si genellikle düşük düzeydedir ve programlayıcının öğrenme eğrisine ve bakım yüküne katkıda bulunan önemli miktarda özel kod gerektirir. Özel olarak, bu teknolojiler genellikle Hive, Impala veya Presto gibi büyük veri sistemlerinde popüler olduğu kanıtlanmış SQL sorgulama yeteneklerinden yoksundur. Öte yandan, bazı akış platformları, Statik sorguların Spark gibi depolanan veriler üzerinde çalıştığı gibi, bir dizi mikro yığın üzerinde tekrar tekrar yineleyerek pencereleme işlemlerinden yararlanır. Ayrıca akış platformlarından bazıları, sürekli SQL sorgularını yürütmek için farklı pencere türleri kullanan Olay Akışı İşleme ve Karmaşık Olay İşleme gibi akış işleme mekanizmaları geliştirmiştir. Sonuç olarak, Spark SQL, Flink Table API, KSQL, SamzaSQL, StromSQL ve Siddhi vb. Gerçekten de bu motorların çoğu, veritabanları ve veri yönetim sistemleri oluşturmak için açık kaynaklı bir çerçeve olan Apache Calcite üzerine inşa edilmiştir. Heterojen veri modellerini (ör. ilişkisel, yarı yapılandırılmış, akış ve jeo-uzamsal) desteklemek için ayrıştırıcı, doğrulayıcı ve JDBC sürücüsünden oluşan endüstri standardı bir SQL olarak kabul edilir.

Algılama, izleme, simülasyon, büyük veri ve yapay zeka (AI) gibi yeni nesil teknolojilerin gelişmesiyle birlikte endüstride etkili bir yol sağlayan birçok akıllı

kestirimci bakım yöntemi uygulanmıştır. Ekipmanın geçmiş koşullarını izleme verilerini temel alarak, ekipmanın sağlık durumunu yansıtan özellikler, ekipmanın tahmini ve teşhisine yönelik veriye dayalı modeli oluşturmak için çıkarılabilir. Veri güdümlü yöntem için, farklı algoritmaların performansı, hedef sistemin özelliklerine ve verilerine göre değişir ve ekipmanın fiziksel özelliklerinin anlaşılması, gürültü ve belirsizlik nedeniyle yanılsızlık mevcuttur.

Yukarıda belirtilen yöntemlerin kusurlarının üstesinden gelmek için birçok bilim insanı hibrit kestirimci bakım yaklaşımını önermiştir. Bir füzyon yöntemi oluşturarak, her yöntemin avantajları tamamlanır. Bununla birlikte, hibrit kestirimci bakım yaklaşımını gerçekleştirmek için doğru matematiksel ve fiziksel modeller oluşturmak, güvenilir gerçek zamanlı çalışan veriler elde etmek ve faydalı veri madenciliği yapmak gereklidir. Bu kapsamda yeni bir kavram olarak dijital ikizler ortaya çıkmıştır.

Dijital ikizler konsepti, hibrit kestirimci bakım yaklaşımının uygulanması için etkili bir çözüm sunar. Dijital ikizler, fiziksel model, gerçek zamanlı algılama verileri ve geçmiş çalışan verileri içeren siber-fiziksel sistemlerin (CPS) etkinleştirici bir yöntemidir. Dijital ikizler, ekipmanın çalışması sırasında gerçek zamanlı algılama verilerini toplayan ve daha fazla kullanım için geçmişte çalışan verileri depolayan, fiziksel yasalara dayalı yüksek doğrulukta bir dijital fiziksel ekipman modeli içerir. Bu arada Dijital ikizler, akıllı bağlam farkındalığı ve veri madenciliği yoluyla güvenilir veriler sağlayabilir, aynı zamanda model tutarlılığı bakım stratejisinin yanı sıra çok alanlı modelleme yoluyla yüksek doğruluk ve dinamik model elde edebilir. Bu nedenle Dijital ikizler, hibrit kestirimci bakım yaklaşımına olanak sağlar.

2.9. Dijital İkizler

Simülasyon, nesnelerin interneti (IoT), büyük veri ve makine öğreniminin geliştirilmesiyle Dijital ikizler, fiziksel varlıkların CPS'si hakkında yeni bir fikir haline geldi. Dijital ikizler, fiziksel modelden, sensör güncellemesinden ve geçmiş işlem verilerinden tam olarak yararlanarak çok disiplinli, çok fiziksel değişkenleri,

çok ölçekli ve çok olasılığı bütünleştiren bir simülasyon sürecidir. Dijital ikizler, sanal alanda fiziksel haritalamayı gerçekleştirebilen, ardından fiziksel dünya ile dijital dünya arasında köprü kurabilen model ve veri taşıyıcısıdır.

Birçok akademisyen ve şirket, Dijital ikizlerin uygulamasını ve teorisini inceledi. NASA ilk olarak Dijital ikizler tarafından havacılık uçaklarının sağlık bakımını önerdi. Bazı araştırmacılar, eklemeli imalat, delme makinesi, üretim hattı, takım tezgahı yaşam döngüsü ve uçak kanadı üzerinde Dijital ikizler uygulamasını incelemişlerdir. PTC, ANSYS, GE ve Siemens gibi önde gelen birçok şirket de Dijital ikizler oluşturmak için yazılım geliştirmişlerdir.

Dijital ikizlerin simülasyonu yoluyla, sistemin herhangi bir parçasının daha doğru iç durumu ve verileri, çok fazla sensör takılı olmadan ekipman modelinden elde edilebilir, bu da daha doğru ve güvenilir kestirimci bakım olanağı sağlar. Bu, kurulan fiziksel sensörlerin sayısını ve türünü azaltabilir. Ayrıca Dijital ikizler, çok sayıda fiziksel hasar simülasyonu yapabilen, her türlü zorlu ve ekstrem deney koşullarını gerçekleştirebilen, bilgisayarda eksiksiz bir sanal modeldir, bu nedenle fiziksel prototip deneyinden daha fazla olasılık ve fizibilite sağlayacaktır.

Kestirimci bakım, bakımın ne zaman gerekli olduğunu belirlemek için tahmine dayalı teknolojilerden yararlanan veri odaklı bir tekniktir. Bu arada, RUL tahmini, kestirimci bakım tabanlı kaynak yönetimi şemalarının bir alt kategorisi olarak düşünülebilir. Literatürdeki kestirimci bakım tabanlı kaynak yönetimi yaklaşımlarını üç teknolojik boyuta göre özetlenebilir:

- Pekiştirmeli öğrenme
- Transfer Öğrenimi
- Kaynak Yönetim Çerçeveleri

2.10. Kestirimci Bakım Ekonomisi

Endüstri 4.0 için IoT özellikli kestirimci bakımın geliştirilmesi, diğer bakım yaklaşımlarından daha karlı olduğu kanıtlanırsa mantıklıdır. Kestirimci bakımın ekonomik faydalarını değerlendirmek için bakım maliyeti modelleri geliştirilmelidir.

Literatürde birkaç çalışma, yatırım getirisi (return on investment- ROI), net nakit akışı, kümülatif nakit akışı, geri ödeme gibi yaygın olarak kullanılan finansal ölçütler aracılığıyla kestirimci bakımın maliyet-faydasını değerlendirmeye çalışmıştır. Ancak bu çalışmalar, genel analitik yaklaşımlar geliştirmek yerine simülasyona dayanmaktadır. Önerilen başka bir maliyet-fayda ölçüsü, kritik arıza modlarının tespiti, teşhisi ve prognostiklerindeki performansı ve yanlış alarmlarla ilişkili maliyetleri açıklayan teknik değerdir (TV). Bununla birlikte, TV, tahmin edilmesi zor olan maliyet terimlerini içerir (örneğin, bir arızanın önceden izole edilmesiyle gerçekleştirilen tasarruflar) ve sabit performans ölçütlerini kullanır, yani zamandan bağımsızdır (örneğin, bir arıza modunun olasılığı).

BÖLÜM 3: KESTİRİMCİ BAKIMIN UYGULANMASI

3.1 Ekipman Seçimi ve İzleme

Kestirimci bakım, ekipmanların sağlığını izlemek ve arızaları önceden tahmin etmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu süreçte, doğru ekipman seçimi ve izleme yöntemleri, kestirimci bakımın etkinliği için kritik öneme sahiptir.

Ekipman Seçimi:

Kestirimci bakımın başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için, doğru ekipman seçimi önemlidir. Farklı ekipmanlar, farklı izleme yöntemleri ve sensörler gerektirebilir. Öncelikle, belirli bir ekipmanın izlenmesi gerekip gerekmediği değerlendirilmelidir. Kritik ekipmanlar veya yüksek değerdeki varlıklar genellikle kestirimci bakım için öncelikli adaylardır. Bunun yanı sıra, ekipmanın türü, karmaşıklığı, kullanım sıklığı ve işlevi gibi faktörler de göz önünde bulundurulmalıdır. Endüstride yoğun biçimde kullanılan bazı ekipmanlar ise aşağıda açıklanmıştır.

Rulmanlar: Endüstride sıklıkla kullanılan rulmanlar, makine parçalarının doğru ve verimli bir şekilde çalışmasını sağlar. Rulmanların seçimi, yüksek devir hızları, yük kapasiteleri, çalışma ortamları ve yağlama gereksinimleri gibi faktörlere bağlıdır. Kestirimci bakım için, titreşim izleme sensörleri ile donatılmış rulmanlar tercih edilebilir. Bu sensörler, titreşim analizi yoluyla rulmanların sağlık durumunu izler ve olası arızaları önceden tahmin eder.

Pompa: Pompa sistemleri, birçok endüstride kullanılan önemli ekipmanlardır. Pompa seçimi, akış hızı, basınç gereksinimleri, sıvı özellikleri ve işletme koşulları gibi faktörlere dayanır. Kestirimci bakım için, termal izleme sensörleri kullanılarak pompanın sıcaklık profili izlenebilir. Anormal sıcaklık artışları veya soğumalar, pompa içindeki mekanik sorunların veya hidrolik performansın belirtisi olabilir.

Transformatör: Elektrik enerjisi dağıtım sistemlerinde yaygın olarak kullanılan transformatörlerin sağlığı önemlidir. Transformator seçimi, güç gereksinimleri,

gerilim düzeyleri ve izolasyon özellikleri gibi faktörlere bağlıdır. Kestirimci bakım için, yağ analizi yöntemi kullanılabilir. Transformator yağındaki kimyasal ve fiziksel değişikliklerin analizi, transformator içindeki muhtemel arızaları tespit etmek için kullanılır.

Elektrik Motoru: Endüstriyel uygulamalarda yaygın olarak kullanılan elektrik motorlarının doğru seçimi, verimlilik, güç gereksinimi ve çalışma ortamı gibi faktörlere bağlıdır. Elektrik motorlarının izlenmesi için, titreşim analizi, termal izleme ve elektriksel izleme yöntemleri kullanılabilir. Bu yöntemler, motorun mekanik veya elektriksel sorunlarını tespit etmeye yardımcı olur ve arıza öncesi uyarılar sağlar.

Jeneratör: Jeneratörler, elektrik enerjisi sağlamak için önemli bir role sahiptir. Jeneratör seçimi, güç gereksinimleri, yakıt türü, çalışma süresi ve yedekleme gereksinimleri gibi faktörlere bağlıdır. Kestirimci bakım için, jeneratörün çalışma parametrelerini izlemek önemlidir. Yakıt tüketimi, yağ basıncı, soğutma suyu sıcaklığı gibi veriler, jeneratörün performansını değerlendirmek ve olası problemleri tespit etmek için kullanılabilir.

İzleme Yöntemleri:

Ekipmanın izlenmesi için çeşitli yöntemler ve teknikler mevcuttur. İzleme yöntemleri, ekipmanın özelliklerine ve izlenmesi gereken parametrelere/değişkenlere bağlı olarak seçilmelidir. Bazı yaygın izleme yöntemleri şöyledir:

a. Titreşim İzleme: Titreşim analizi, bir makinenin titreşim ölçümleri aracılığıyla sağlığını değerlendirir. Titreşim sensörleri kullanılarak ekipmanın titreşim özellikleri izlenir ve olası arızaların belirtileri tespit edilir. Örneğin, bir rulmanın normalden farklı bir titreşim profili, aşınmayı veya hasarı gösterebilir.

b. Termal İzleme: Termal kameralar veya sensörler, ekipmanın sıcaklık profillerini izleyerek anormallikleri tespit etmek için kullanılır. Isı artışı veya soğuma, sürtünme, yalıtım sorunları veya elektriksel arızalar gibi çeşitli problemlerin göstergesi olabilir. Örneğin, bir elektrik motorunun yataklarında

anormal bir ısınma, yağlama sorunlarını veya sürtünme kaynaklı arızaları işaret edebilir.

c. Yağ Analizi: Yağ analizi, ekipmanın yağında bulunan kimyasal ve fiziksel özellikleri inceleyerek arıza belirtilerini tespit etmeyi sağlar. Yağ örnekleri laboratuvar ortamında analiz edilir ve metal parçacıkları, kirlilik, oksidasyon veya aşınma gibi sorunları ortaya çıkarabilir. Örneğin, bir transformatörün yağ analizi, izolasyon malzemesinin bozulmasını veya içindeki elektriksel arızaları gösterebilir. Yağ örneği laboratuvara gönderilerek yağın viskozitesi, asit değeri, partikül kirliliği gibi parametreler analiz edilir.

d. Akustik İzleme: Akustik sensörler, ekipmanın çalışması sırasında oluşan ses dalgalarını izleyerek anormallikleri tespit etmek için kullanılır. Ekipmandaki değişiklikler veya sorunlar genellikle karakteristik ses desenlerinde değişikliklere yol açar. Örneğin, bir pompanın normalden farklı bir ses profili, taşıyıcı yataklardaki aşınma veya kavitasyon gibi sorunları gösterebilir.

e. Elektriksel İzleme: Elektriksel parametrelerin izlenmesi, elektrik motorları, transformatörler veya elektrik panoları gibi ekipmanlar için önemlidir. Akım, gerilim, güç faktörü ve harmonikler gibi elektriksel özellikler izlenir ve anormallikler tespit edilir. Örneğin, bir jeneratörün çıkış gerilimindeki dalgalanmalar veya harmonik bozulmalar, elektriksel arızaları veya yetersiz performansı gösterebilir.

Veri Yönetimi ve Analizi:

Ekipman izleme süreci, veri toplama, depolama ve analizini içerir. Sensörler veya ölçüm cihazları tarafından toplanan veriler, belirli bir veri yönetim sistemi kullanılarak kaydedilmeli ve saklanmalıdır. Verilerin düzenli olarak analiz edilmesi ve yorumlanması önemlidir. Veri analizi, daha önce bahsettiğimiz veri analizi ve yorumlama sürecini içerir. Bu aşamada, toplanan veriler istatistiksel analiz, makine öğrenimi veya diğer analitik yöntemler kullanılarak incelenir. Anormallikler, eşik değerlerin üzerine çıkma veya belirli desenlerin tespiti gibi belirli arıza belirtileri için algoritmalar veya modeller geliştirilebilir.

Alarm ve Uyarılar:

Ekipman izleme süreci, anormallikler veya arıza belirtileri tespit edildiğinde uyarılar ve alarmlar üretebilir. Bu alarmlar, operatörlere veya bakım ekiplerine potansiyel bir arıza veya sorun hakkında bilgi verir. Alarmlar, önceden tanımlanmış eşik değerlerin üzerine çıktığında otomatik olarak tetiklenebilir veya analistler tarafından manuel olarak değerlendirilebilir. Bu şekilde, uygun önlemlerin alınması ve sorunların hızla çözülmesi sağlanabilir.

Ekipman seçimi ve izleme süreci, kestirimci bakımın etkinliğini artırmaya yardımcı olur. Doğru ekipman seçimi, izleme yöntemlerinin uygun şekilde uygulanması ve veri analizi sürecinin etkin bir şekilde yönetilmesi, ekipmanın sağlığını izlemek ve arızaları önceden tahmin etmek için önemlidir. Bu şekilde, beklenmedik duruş süreleri azaltılabilir, bakım maliyetleri optimize edilebilir ve genel operasyonel verimliliği artırılabilir.

3.2 Veri Analizi ve Değerlendirme

Veri analizi ve değerlendirme aşaması, kestirimci bakım sürecinde büyük öneme sahip olan bir adımdır. Bu aşamada, toplanan verilerin analiz edilmesi ve değerlendirilmesiyle ekipman arızalarının tahmin edilmesi ve bakım faaliyetlerinin planlanması sağlanır.

Veri Analizi Yöntemleri:

a. İstatistiksel Analiz: İstatistiksel analiz yöntemleri, toplanan verilerin dağılımını, trendlerini ve ilişkilerini inceleyerek ekipman arızalarının tahmin edilmesine yardımcı olur. Kestirimci bakımda veri analizi ve değerlendirme aşamasında kullanılan bazı istatistiksel yöntemler aşağıda açıklanmıştır:

Regresyon Analizi: Regresyon analizi, bir bağımlı değişkenin (arıza süresi gibi) bir veya daha fazla bağımsız değişkenle (titreşim seviyesi, sıcaklık, çalışma süresi gibi) ilişkisini değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir. Verilerin dağılımına göre doğrusal veya doğrusal olmayan regresyon modelleri kullanılabilir. Bu analiz yöntemi, ekipman arızalarını tahmin etmek veya ömürlerini belirlemek için

kullanılabilir. Örnek: Bir rulmanın arıza süresini tahmin etmek için titreşim seviyesi ve çalışma süresi verileri kullanılabilir. Regresyon analizi, bu verilerin dağılımını inceleyerek titreşim seviyesi ve çalışma süresi ile arıza süresi arasındaki ilişkiyi belirleyebilir. Böylece, belirli bir titreşim seviyesi ve çalışma süresi için rulmanın beklenen arıza süresi tahmin edilebilir.

Anova (Varyans Analizi): Anova, üç veya daha fazla grup arasındaki istatistiksel anlamlılığı değerlendirmek için kullanılan bir yöntemdir. Kestirimci bakımda, farklı ekipman grupları veya farklı çalışma koşulları arasındaki arıza süreleri veya diğer parametrelerin karşılaştırılmasında kullanılabilir. Anova, gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılıkların olup olmadığını belirlemek için varyans analizine dayanır. Örnek: Bir üretim tesisinde farklı çalışma koşullarında kullanılan motorların arıza sürelerini karşılaştırmak istenebilir. Bu durumda, farklı çalışma koşulları (yüksek sıcaklık, düşük sıcaklık, yüksek hız vb.) altında toplanan verileri kullanarak Anova analizi yapılabilir. Analiz sonucunda, çalışma koşulları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık varsa, bu koşulların motor arızaları üzerindeki etkisi değerlendirilebilir.

İstatistiksel Dağılım Analizi: Kestirimci bakımda, belirli bir olayın (örneğin, arıza) gerçekleşme zamanını veya olasılığını değerlendirmek için istatistiksel dağılımlar kullanılabilir. Popüler dağılım türleri arasında normal dağılım, Weibull dağılımı ve Poisson dağılımı bulunur. Bu dağılımlar, verilerin gerçek dağılımını modellemek veya olayların olasılığını tahmin etmek için kullanılabilir. Örnek: Bir elektrik motorunun arıza süresinin Weibull dağılımına uyduğunu varsayalım. Bu durumda, motorun arıza süresi verilerini kullanarak Weibull dağılım modeli oluşturulabilir. Bu model, motorun yaşam döngüsü boyunca arıza olasılığını tahmin etmek için kullanılabilir. Buna göre, belirli bir zamanda motorun arızalanma riski hesaplanabilir. Bu örnekler, kestirimci bakımda kullanılan istatistiksel yöntemlerin bazılarını göstermektedir. Veri analizi ve değerlendirme aşamasında, verilerin dağılımı, ilişkileri ve istatistiksel anlamlılıkları değerlendirilir. Bu yöntemler, ekipman arızalarını tahmin etmek, ömürleri belirlemek ve bakım stratejilerini

optimize etmek için kullanılabilir. Ancak, her bir endüstri veya ekipman için en uygun istatistiksel yöntemler ve modeller farklılık gösterebilir.

b. Desen Tanıma: Desen tanıma teknikleri, ekipman verilerindeki karakteristik desenleri belirleyerek arızaları tahmin etmek için kullanılabilir. Örneğin, makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak titreşim verilerindeki anormallikler tespit edilebilir ve arıza öncesi uyarılar üretilebilir. Aşağıda desen tanıma işlem adımları ve örnekler verilmektedir.

Veri Toplama: İlk adım, ekipmanın sensörlerinden veya diğer veri kaynaklarından verilerin toplanmasıdır. Bu veriler, titreşim, sıcaklık, basınç, akım tüketimi gibi ekipmanın durumunu yansıtan ölçümleri içerebilir. Veri toplama genellikle sürekli olarak yapılan bir süreçtir ve ekipmanın normal ve anormal durumlarından geniş bir veri seti elde edilir.

Veri Ön İşleme: Toplanan veriler, öncelikle ön işleme adımından geçirilir. Bu adımda, verilerin düzgünleştirilmesi, eksik verilerin doldurulması veya gürültülü verilerin filtrelenmesi gibi işlemler yapılır. Verilerin temizlenmesi ve uygun formata getirilmesi, desen tanıma algoritmalarının daha iyi performans göstermesini sağlar.

Desen Tanıma Algoritmalarının Uygulanması: Bu adımda, veriler üzerinde desen tanıma algoritmaları uygulanır. Desen tanıma algoritmaları, ekipman verilerindeki anormallikleri tespit etmek ve arıza öncesi uyarılar üretmek için kullanılır. Makine öğrenimi algoritmaları (örneğin, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, karar ağaçları) veya istatistiksel yöntemler (örneğin, zaman serisi analizi, Fourier dönüşümü) kullanılabilir.

Model Eğitimi ve Doğrulama: Desen tanıma algoritmaları, eğitim veri seti üzerinde eğitilir ve ardından doğrulama veri seti üzerinde test edilir. Eğitim aşamasında, algoritma, normal ve anormal durumları tanımak için desenleri öğrenir. Doğrulama aşamasında, algoritmanın performansı değerlendirilir ve doğruluk oranı, hassasiyet, spesifite gibi metrikler kullanılarak analiz edilir.

Anormallik Tespiti ve Uyarılar: Eğitilmiş desen tanıma modeli, gerçek zamanlı olarak ekipman verilerini izler ve anormallikleri tespit eder. Örneğin, titreşim verilerinde beklenmeyen bir desen veya eşik değer üzerinde bir değişiklik

algılandığında, sistem arıza öncesi bir uyarı üretebilir. Bu uyarılar, bakım ekiplerine arızaları önceden tahmin etme ve önleyici bakım faaliyetlerini planlama imkanı sunar.

Örnek Senaryo: Bir su pompasının desen tanıma ile arıza tahmini yapılması düşünülebilir. Pompadan toplanan titreşim ve basınç verileri kullanılarak bir desen tanıma modeli eğitilir. Model, normal pompadan gelen titreşim ve basınç desenlerini öğrenir. Daha sonra, gerçek zamanlı olarak pompadan gelen verileri izler ve beklenmeyen bir desen veya anormallik algılandığında bir uyarı üretir. Örneğin, titreşim seviyesi normalden önemli ölçüde yüksekse veya basınç anormal bir şekilde düşerse, sistem bir arıza öncesi uyarı üretebilir.

c. Makine Öğrenimi: Makine öğrenimi, toplanan verileri analiz ederek ekipman arızalarını tahmin etmek için kullanılan bir alanıdır. Denetimli veya denetimsiz öğrenme teknikleri kullanılarak modeller geliştirilir ve yeni verilerle eğitim yapılır. Bu modeller, gelecekteki arızaları tahmin etmek için kullanılabilir.

a. Elektrik Santrali: Bir elektrik santralinde, jeneratörlerin kestirimci bakımı için veri analizi ve değerlendirme kullanılabilir. Jeneratörlerden titreşim, sıcaklık ve akustik veriler toplanır. Bu veriler, jeneratörlerin sağlık durumunu değerlendirmek için analiz edilir. Makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak, titreşim ve termal verilerdeki anormallikler tespit edilir ve arıza öncesi uyarılar üretilir.

b. Otomotiv Endüstrisi: Otomotiv üretim tesisinde, robotik ekipmanların kestirimci bakımı için veri analizi ve değerlendirme kullanılabilir. Robotların titreşim, akım tüketimi ve motor sıcaklık verileri toplanır. Bu veriler, robotların performansını izlemek ve arızaları tahmin etmek için analiz edilir. İstatistiksel analiz yöntemleri kullanılarak, titreşim verilerindeki değişiklikler ve akım tüketimi eğilimleri izlenir.

c. Petrol ve Gaz Endüstrisi: Petrol ve gaz endüstrisinde, pompa ve kompresörlerin kestirimci bakımı için veri analizi ve değerlendirme kullanılabilir. Pompa ve kompresörlerden titreşim, basınç ve sıcaklık verileri toplanır. Bu veriler, ekipmanların performansını değerlendirmek ve arızaları tahmin etmek için analiz

edilir. Desen tanıma algoritmaları kullanılarak, titreşim ve basınç verilerindeki anormallikler tespit edilir ve uyarılar üretilir.

3.3 Arıza Önleme ve Düzeltici Bakım

Kestirimci bakımın yanı sıra, düzeltici bakım da önemli bir rol oynar. Düzeltici bakım, bir ekipman arızası veya hatanın meydana geldiği durumlarda gerçekleştirilen bakım türüdür. Kestirimci bakım, arızaların önceden tespit edilmesi ve önlenmesini hedeflerken, düzeltici bakım, arıza oluştuğunda müdahale etmeyi amaçlar. Düzeltici bakım, aşağıdaki adımları içeren bir süreci gerektirir:

Arıza Tespiti: Düzeltici bakım sürecinin ilk adımı, arızanın tespit edilmesidir. Arıza, ekipmanın beklenen performansından sapması, hatalı çalışması veya işlevini tamamen kaybetmesi şeklinde ortaya çıkabilir. Arıza tespiti, operatörler, otomasyon sistemleri, sensörler veya kullanıcı geri bildirimleri gibi farklı kaynaklardan elde edilen bilgilerle yapılabilir. Örnek olarak bir otomobilin motorunda anormal seslerin duyulması ve performansının düşmesi, bir endüstriyel makinenin beklenenden daha yavaş çalışması veya durması veya bir bilgisayarın aniden kapanması veya donması şeklinde olabilir.

Arıza Teşhisi: Arıza tespit edildikten sonra, bakım ekibi arızanın nedenini belirlemek için bir teşhis süreci başlatır. Bu süreç, ekipmanın incelenmesini, test edilmesini ve gerekli verilerin toplanmasını içerebilir. Teşhis süreci, arızanın kök nedenini belirlemek ve uygun onarım yöntemini seçmek için önemlidir. Örnek olarak ise otomobilin motorunda arızanın nedeninin bir silindirin ateşlememesi olduğunun belirlenmesi, endüstriyel bir makinede arızanın bir motor rulmanının aşınması nedeniyle meydana geldiğinin tespit edilmesi veya bilgisayarın arızasının bir yazılım hatasından kaynaklandığının belirlenmesi şeklindeki senaryolar verilebilir.

Onarım Planlaması: Arızanın teşhis edildikten sonra, düzeltici bakım ekibi onarım sürecini planlar. Bu, gerekli kaynakların (yedek parçalar, ekipman, personel vb.) sağlanması, uygun bir zamanlama oluşturulması ve işin ne kadar süreceğinin tahmin edilmesini içerir. Onarım planlaması, işin etkili ve verimli bir şekilde

gerçekleştirilmesini sağlar. Örnek olarak ise otomobilin silindir arızasının giderilmesi için gerekli yedek parçaların temin edilmesi ve uygun bir zaman planlamasının yapılması, endüstriyel makinedeki motor rulmanının değiştirilmesi için gerekli ekipmanların sağlanması ve onarım için uygun bir zaman penceresinin belirlenmesi veya bilgisayardaki yazılım hatasının düzeltilmesi için gereken güncellenin planlanması ve uygun bir zaman diliminde uygulanması şeklinde olabilir.

Onarım Uygulaması: Onarım planlama aşamasının ardından, ekipmanın onarımı gerçekleştirilir. Bu, arızalı parçaların onarılması, değiştirilmesi veya yeniden yapılandırılması gerekebilir. Onarım süreci, ilgili teknik becerilere ve bakım prosedürlerine dayanır. Her adım dikkatlice gerçekleştirilmeli ve güvenlik önlemlerine uyulmalıdır. Örnek olarak ise otomobilin arızalı silindirinin değiştirilmesi veya tamir edilmesi, endüstriyel makinedeki arızalı motor rulmanının sökülüp yenisiyle değiştirilmesi veya bilgisayardaki yazılım hatasının düzeltilmesi için gerekli güncellenin yüklenmesi ve sistemde uygulanması şeklinde olabilir.

Onarım Sonrası Test ve Değerlendirme: Onarım tamamlandıktan sonra, ekipmanın işlevselliği ve performansı test edilir. Bu, ekipmanın beklenen çalışma parametrelerine uygun olarak çalıştığına doğrulanması anlamına gelir. Ayrıca, onarımın etkinliği değerlendirilir ve gelecekte benzer arızaların tekrarını önlemek için gerekli önlemler alınır. Örnek olarak ise otomobilin motorunun onarım sonrası test edilerek normal performansına geri döndüğünün doğrulanması, endüstriyel makinenin motorunun onarım sonrası test edilerek beklenen hızda ve verimlilikte çalıştığına değerlendirilmesi veya bilgisayarın yazılım hatasının düzeltilmesiyle birlikte sorunun ortadan kalktığına ve sistemde istikrarlı bir şekilde çalıştığına değerlendirilmesi şeklinde olabilir.

Düzeltilici bakımın rolü, arızaların hızlı bir şekilde giderilmesini sağlamaktır. Bu tür bakım, beklenmedik arıza durumlarında kullanılır ve ekipmanın mümkün olan en kısa sürede yeniden çalışır hale getirilmesini amaçlar. Bununla birlikte, düzeltilici bakımın maliyeti yüksek olabilir, çünkü arıza meydana geldiğinde planlanmamış bakım faaliyetleri gerektirir ve üretim süreçlerinde kesintilere neden olabilir. Bu

nedenle, kestirimci bakım stratejileri kullanılarak arızaların önlenmesi ve düzeltici bakım ihtiyacının azaltılması tercih edilir. Ancak, düzeltici bakım hala bir ekipmanın ömrü boyunca meydana gelebilecek beklenmedi arızaların giderilmesinde önemli bir rol oynamaktadır.

İşletme hem planlı hem de ani gelişen durumlara hazırlıklı olmalıdır. Bu amaçla acil durum müdahale planları geliştirilmelidir. Acil durum müdahale planları, kestirimci bakımın önemli bir parçasıdır ve bir işletmenin veya organizasyonun beklenmedik olaylar veya acil durumlarla başa çıkabilmesi için geliştirilen kapsamlı planlardır. Bu planlar, potansiyel riskleri değerlendirir, acil durum durumunda yapılması gereken adımları belirler ve personelin ve kaynakların etkili bir şekilde yönetilmesini sağlar. Acil durum müdahale planlarının detayları aşağıdaki gibidir:

Risk Değerlendirmesi: Acil durum müdahale planının temel adımlarından biri, olası risklerin ve tehditlerin değerlendirilmesidir. Bu, işletmenin faaliyet gösterdiği sektöre ve yerel şartlara bağlı olarak potansiyel tehlikelerin belirlenmesini içerir. Örneğin, yangın, sel, doğal afetler, teknik arızalar veya siber saldırılar gibi acil durum senaryoları göz önüne alınır.

Acil Durum Ekiplerinin Oluşturulması: Müdahale planının etkili bir şekilde uygulanabilmesi için acil durum ekipleri oluşturulmalıdır. Bu ekipler, farklı sorumluluk alanlarına sahip personelden oluşur ve acil durum yönetimi, iletişim, güvenlik, lojistik vb. konularında uzmanlaşmış kişileri içerir. Her ekip üyesinin rolü, sorumlulukları ve iletişim kanalları net olarak tanımlanmalıdır.

Acil Durum Planının Geliştirilmesi: Temel risk değerlendirme ve ekibin belirlenmesinin ardından, acil durum müdahale planı oluşturulur. Bu plan, acil durum senaryolarına özgü ayrıntılı adımları içerir. Plan, acil durumun tespiti, haber verme prosedürleri, personelin tahliye veya korunma yönergeleri, iletişim protokolleri, kaynak yönetimi, ekipmanın kullanımı ve acil durumun sona ermesiyle ilgili iyileştirme süreçlerini kapsar. Mümkün olduğunca detaylı ve anlaşılır olmalıdır.

Eğitim ve Farkındalık: Acil durum planı, tüm personelin planın ayrıntılarını anlamasını gerektirir. Eğitim ve farkındalık programları, personelin acil durum

prosedürlerini öğrenmesini ve uygulamada yeteneklerini geliştirmesini sağlar. Bu, düzenli egzersizler, senaryo tabanlı tatbikatlar, eğitim oturumları ve farkındalık kampanyalarını içerebilir. Ayrıca, planın güncellenmesi veya değiştirilmesi gereken durumlar için düzenli gözden geçirmeler yapılmalıdır.

Planın Uygulanması ve İyileştirilmesi: Acil durum müdahale planı, bir acil durum meydana geldiğinde etkin bir şekilde uygulanmalıdır. Planın işe yararlılığı, gerçek durumlarla test edilerek değerlendirilir ve gerekirse iyileştirmeler yapılır. Olayların ardından yapılacak bir değerlendirme, planın başarısı ve zayıf noktalarının belirlenmesi için önemlidir. Bu geribildirim, planın sürekli olarak güncellenmesi ve iyileştirilmesi için kullanılabilir.

Acil durum müdahale planları, beklenmedik olaylara karşı hazırlıklı olmayı ve organizasyonun hızlı, etkili ve organize bir şekilde yanıt vermesini sağlar.

BÖLÜM 4: KESTİRİMCİ BAKIMIN FAYDALARI

4.1 Ekipman Verimliliği ve Güvenilirlik

Kestirimci bakım, ekipman verimliliği ve güvenilirliği açısından önemli faydalar sağlayan bir bakım yöntemidir. Bu yöntem, önceden belirlenmiş aralıklarla veya belirli kriterlere dayalı olarak ekipmanın bakımının yapılmasını içerir. Kestirimci bakımın ekipman verimliliği ve güvenilirliği üzerindeki faydaları şöyle açıklanabilir:

Arıza Öncesi Tespit: Kestirimci bakım, ekipman arızalarının önceden tespit edilmesini sağlar. Periyodik olarak gerçekleştirilen kestirimci bakım yöntemleri, ekipmanın performansını izler ve olası arıza belirtilerini algılamak için sensörler, gözlemler ve analizler kullanır. Bu sayede, ekipmandaki potansiyel sorunlar erken aşamada tespit edilir ve önlem alınarak büyük arızaların önüne geçilebilir. Bu durum, ekipmanın kesintisiz çalışmasını sağlar ve üretkenlik kaybını minimize eder.

Planlı Bakım: Kestirimci bakım, planlı bir yaklaşımı benimser. Ekipmanın belirli bir takvim veya kriterlere dayalı olarak bakıma alınması, düzenli ve sistemli bir bakım programının oluşturulmasını sağlar. Bu program, ekipmanın ömrünü uzatır, beklenmedik duruş sürelerini azaltır ve üretim planlamasını iyileştirir. Aynı zamanda, planlı bakım sayesinde yedek parça ve kaynak yönetimi daha etkin hale gelir, bakım süreçleri optimize edilir ve maliyetlerden tasarruf sağlanır.

Veri ve Analiz Tabanlı Yaklaşım: Kestirimci bakım, ekipmanın sürekli olarak izlenmesi ve verilerin analiz edilmesi üzerine kuruludur. Sensörler, ölçüm cihazları ve izleme sistemleri kullanılarak ekipmandan elde edilen veriler toplanır. Bu veriler, analiz ve değerlendirme süreçlerinden geçirilerek ekipmanın durumu hakkında bilgi sağlar. Veri analizi ve istatistiksel yöntemler kullanılarak, ekipmanın gelecekteki performansı ve arıza olasılıkları tahmin edilebilir. Bu sayede, bakım eylemleri zamanında ve etkili bir şekilde planlanabilir.

Kaynakların Etkin Kullanımı: Kestirimci bakım, kaynakların ve işgücünün daha etkin bir şekilde kullanılmasını sağlar. Önceden planlanan bakımlar, ekipmanın daha düşük verimlilik dönemlerinde veya üretimin durduğu zamanlarda gerçekleştirilebilir. Bu, bakım süreleri ve maliyetleri üzerinde olumlu bir etkiye sahiptir. Ayrıca, kestirimci bakım sayesinde yedek parça stokları ve envanter yönetimi daha iyi kontrol edilebilir.

Güvenilirlik ve Emniyet: Kestirimci bakım, ekipmanın güvenilirliğini ve emniyetini artırır. Periyodik olarak gerçekleştirilen bakımlar ve arıza öncesi tespitler, ekipmanın düzgün çalışmasını sağlar ve beklenmedik arızaların neden olduğu potansiyel tehlikeleri azaltır. Bu da işyerinde güvenliği artırır ve çalışanların sağlığını korur.

Kestirimci bakım, ekipman verimliliği ve güvenilirliği üzerinde olumlu etkiler sağlayan bir bakım yaklaşımıdır. Arıza öncesi tespit, planlı bakım, veri ve analiz tabanlı yaklaşım, kaynakların etkin kullanımı ve güvenilirlik gibi faktörler, ekipmanın daha uzun ömürlü olmasını, arıza sürelerinin azalmasını ve üretkenliğin artmasını sağlar. Kestirimci bakımın bu faydaları, endüstriyel işletmelerde maliyet tasarrufu, iş sürekliliği ve rekabet avantajı gibi önemli sonuçlar doğurabilir. Kestirimci bakım, arıza sürelerinin azaltılması ve üretim sürekliliğinin sağlanması açısından da önemli faydalar sunar. Bu faydalar:

Arıza Öncesi Tespit: Kestirimci bakım yöntemleri, ekipman arızalarının önceden tespit edilmesini sağlar. Sensörler, izleme sistemleri ve analiz teknikleri kullanılarak ekipmanın durumu sürekli olarak izlenir ve olası arıza belirtileri erken aşamada tespit edilir. Bu sayede, arızaların önüne geçilebilir ve ekipmanın kesintisiz çalışması sağlanır. Arıza sürelerinin azaltılması, üretim sürekliliğini artırır ve üretim kayıplarının minimize edilmesini sağlar.

Planlı Bakım: Kestirimci bakım, planlı bir yaklaşımı benimser. Ekipmanın belirli bir takvim veya kriterlere dayalı olarak bakıma alınması, düzenli ve sistemli bir bakım programının oluşturulmasını sağlar. Bu program, ekipmanın arızalarının önceden tahmin edilmesine ve bakımın planlı bir şekilde gerçekleştirilmesine olanak

tanır. Bu da arıza sürelerinin azaltılmasını ve üretim sürekliliğinin sağlanmasını destekler.

Düzenli Çalışma ve Performans: Kestirimci bakım, ekipmanın düzenli çalışmasını ve optimum performansını sağlar. Periyodik olarak gerçekleştirilen bakımlar, ekipmanın parçalarının temizlenmesini, yağlanmasını, ayarlarının kontrol edilmesini ve gerekli onarımların yapılmasını içerir. Bu sayede, ekipmanın arızaya neden olabilecek aşınma, korozyon veya performans düşüklüğü gibi sorunlarının önüne geçilir. Düzenli çalışan ekipman, arıza sürelerinin azalmasına ve üretim sürekliliğinin sağlanmasına katkıda bulunur.

Yedek Parça ve Kaynak Yönetimi: Kestirimci bakım, yedek parça ve kaynak yönetimini optimize eder. Önceden planlanan bakımlar, ekipmanın daha düşük verimlilik dönemlerinde veya üretimin durduğu zamanlarda gerçekleştirilebilir. Bu, yedek parça stoklarının daha etkin bir şekilde yönetilmesini sağlar. Aynı zamanda, bakım sürelerinin azaltılmasıyla birlikte daha az yedek parça ihtiyacı ortaya çıkar ve maliyetlerden tasarruf sağlanır.

Risklerin Azaltılması: Kestirimci bakım, beklenmeyen arızaların neden olduğu riskleri azaltır. Periyodik bakımlar ve arıza öncesi tespitler sayesinde potansiyel arıza belirtileri erken aşamada tespit edilir ve gerekli önlemler alınır. Bu, ekipmanın güvenli ve sağlıklı bir şekilde çalışmasını sağlar. Arıza sürelerinin azaltılmasıyla birlikte işyerindeki riskler azalır ve çalışanların güvenliği sağlanır.

Kestirimci bakım, arıza sürelerinin azaltılması ve üretim sürekliliğinin sağlanması konusunda önemli faydalar sunar. Arıza öncesi tespit, planlı bakım, düzenli çalışma ve performans, yedek parça ve kaynak yönetimi, risk azaltma gibi faktörlerle birlikte ekipmanın daha güvenilir ve sürekli bir şekilde çalışması sağlanır. Bu da üretim sürekliliğini artırır, iş kayıplarını en aza indirir.

4.2 Bakım Maliyetlerinin Azaltılması

Kestirimci bakımın bakım maliyetlerinin azaltılması yönünden birçok faydası vardır. Bunlar:

Önceden Planlama: Kestirimci bakım, ekipmanın bakım ihtiyaçlarını önceden tahmin etmeyi sağlar. Sensörler, izleme sistemleri ve veri analitiği kullanılarak ekipmanın performansı sürekli olarak izlenir ve olası arıza belirtileri erken aşamada tespit edilir. Bu sayede, bakım faaliyetleri önceden planlanabilir ve daha etkin bir şekilde organize edilebilir. Planlı bakım, acil durum bakımlarının ve beklenmedik arızaların maliyetlerini azaltır.

Düzgün Kaynak Yönetimi: Kestirimci bakım, kaynakların daha etkin bir şekilde yönetilmesini sağlar. Önceden belirlenmiş bakım programı sayesinde, bakım faaliyetleri zamanında ve kontrollü bir şekilde gerçekleştirilir. Bu, işgücü, ekipman, malzeme ve yedek parça gibi kaynakların daha verimli kullanılmasını sağlar. Ayrıca, bakım faaliyetleri daha planlı olduğu için acil durumlarda yüksek maliyetli kaynaklar kullanma ihtiyacı azalır.

Arızaların Önlenmesi: Kestirimci bakım, ekipman arızalarının önceden tespit edilmesine ve önlenmesine yardımcı olur. Sürekli izleme ve veri analitiği sayesinde, ekipmandaki potansiyel arıza belirtileri erken aşamada tespit edilir ve gereken önlemler alınır. Bu, beklenmedik arızaların ve büyük ölçekli bakım faaliyetlerinin önüne geçer. Arızaların önceden engellenmesi, bakım maliyetlerinin azaltılmasına ve ekipmanın daha uzun süre kullanılmasına olanak tanır.

Optimize Edilmiş Parça ve Malzeme Yönetimi: Kestirimci bakım, parça ve malzeme yönetimini optimize eder. Ekipmanın durumu sürekli olarak izlendiği için, ihtiyaç duyulan parçaların ve malzemelerin önceden belirlenmesi mümkün olur. Bu, stok yönetiminin daha etkin bir şekilde yapılmasını sağlar. Aynı zamanda, arızaların önlenmesi veya erken tespiti sayesinde daha az yedek parça ihtiyacı ortaya çıkar, böylece stok maliyetleri azalır.

Daha Uzun Ekipman Ömrü: Kestirimci bakım, ekipmanın ömrünü uzatır. Düzenli bakım ve arıza öncesi tespitler sayesinde, ekipman daha iyi bir şekilde korunur ve çalışma koşullarına uygun şekilde kullanılır. Bu, aşırı aşınma, korozyon veya performans düşüklüğü gibi sorunların önüne geçer. Ekipmanın daha uzun süreli kullanılması, yeni ekipman satın alma maliyetlerini azaltır ve genel bakım maliyetlerini düşürür.

Kestirimci bakım, önceden planlama, düzgün kaynak yönetimi, arızaların önlenmesi, optimize edilmiş parça ve malzeme yönetimi ve daha uzun ekipman ömrü gibi faktörlerle birlikte bakım maliyetlerinin azaltılması sağlar. Bu da işletmelere maliyet tasarrufu sağlar ve işletme verimliliğini artırır. Kestirimci bakım, yedek parça stoklarının optimize edilmesi açısından bir dizi fayda sağlar. Kestirimci bakımın yedek parça stokları üzerindeki faydaları:

Doğru Stok Seviyeleri: Kestirimci bakım, ekipmanın sürekli izlenmesi ve veri analitiği kullanarak arıza belirtilerini erken aşamada tespit eder. Bu, yedek parça ihtiyaçlarını daha doğru bir şekilde belirlemeyi sağlar. Arızaların önceden tahmin edilmesi, hangi parçaların ne zaman değiştirilmesi gerektiğine dair daha net bir görüş sağlar. Bu da gereksiz parça stoku tutma maliyetlerini azaltırken, kritik parçaların zamanında temin edilmesini sağlar.

Hızlı Parça Tedariki: Kestirimci bakım sayesinde arızaların erken tespit edilmesi durumunda, gerekli yedek parçaların tedarik süreleri dikkate alınarak zamanında temin edilmesi mümkün olur. Bu, beklenmedik arızaların veya ekipman duruşlarının süresini minimize eder. Parçaların hızlı bir şekilde temin edilmesi, iş sürekliliğini artırır ve üretim kayıplarını en aza indirir.

Maliyet Tasarrufu: Kestirimci bakım, gereksiz yedek parça stoklarını azaltarak maliyet tasarrufu sağlar. Arızaların önceden tahmin edilmesi ve arıza belirtilerinin erken tespiti sayesinde, sadece ihtiyaç duyulan parçaların stoklanması gereklidir. Bu, fazla stok tutma maliyetlerini ve depolama masraflarını azaltır. Ayrıca, yedek parça envanterini optimize etmek, sermaye bağlayıcı maliyetleri azaltır ve işletme sermayesi verimliliğini artırır.

Daha Az İşletme Durdurma Süresi: Kestirimci bakım, arızaların önceden tahmin edilmesi ve erken tespiti sayesinde ekipman duruş sürelerini azaltır. Gerekli yedek parçaların zamanında temin edilebilmesi, bakım sürelerinin kısaltılmasına ve işletme duruş sürelerinin minimize edilmesine yardımcı olur. Bu da üretim kayıplarını en aza indirir ve müşteri memnuniyetini artırır.

Verimli Malzeme Yönetimi: Kestirimci bakım, ekipmanın sürekli izlenmesi sayesinde malzeme yönetimini optimize eder. Yedek parça ihtiyaçları önceden

belirlenebilir ve tedarik zinciri süreçleri buna göre planlanabilir. Bu, tedarikçilerle daha etkin iletişim ve iş birliği sağlar. Aynı zamanda, malzeme stoklarının daha düşük seviyelerde tutulmasına olanak tanırken, hızlı teslimat ve ihtiyaç duyulan malzemenin zamanında temini sağlanır.

Kestirimci bakım, yedek parça stoklarının optimize edilmesi yönünden önemli avantajlar sunar. Doğru stok seviyeleri, hızlı parça tedariki, maliyet tasarrufu, daha az işletme duruş süresi ve verimli malzeme yönetimi gibi faktörlerle birlikte işletmelerin yedek parça stoklarını optimize etmesine yardımcı olur. Bu da maliyetleri düşürür, sermaye verimliliğini artırır ve iş sürekliliğini sağlar.

4.3 Güvenlik ve İş Sağlığı

Kestirimci bakımın çalışan güvenliği ve iş sağlığına etkisi oldukça önemlidir. Bu konuda kestirimci bakımın sağladığı faydalar:

Önleyici Müdahale: Kestirimci bakım, ekipmanın sürekli izlenmesi ve veri analitiği kullanarak arıza belirtilerini erken aşamada tespit eder. Bu, potansiyel tehlikeleri önceden belirlemeyi sağlar. Erken tespit sayesinde, önleyici müdahaleler gerçekleştirilebilir ve arızaların veya tehlikeli durumların ortaya çıkması engellenir. Bu da çalışanların maruz kalabileceği riskleri azaltır ve iş kazalarını önler.

Düzenli Bakım ve Kontroller: Kestirimci bakım, ekipmanın düzenli olarak kontrol edilmesini ve bakım faaliyetlerinin planlanmasını sağlar. Bu, ekipmanın güvenli bir şekilde çalışmasını ve olası arızaların önceden tespit edilmesini sağlar. Düzenli bakım, işletmenin iş sağlığı ve güvenliği politikalarını uygulamasına yardımcı olur ve çalışanların güvenli bir ortamda çalışmalarını sağlar.

Minimize Edilmiş Acil Durumlar: Kestirimci bakım, arızaların erken tespiti sayesinde acil durumların minimize edilmesine yardımcı olur. Önceden tahmin edilen arızalar, kontrollü bir şekilde yönetilebilir ve acil durumların etkileri en aza indirilebilir. Bu, çalışanların beklenmedik tehlikelerle karşılaşma olasılığını azaltır ve iş sağlığı ile güvenliğini artırır.

Eğitim ve Farkındalık: Kestirimci bakım, çalışanların ekipmanın sağlığı ve güvenliği konusunda daha fazla farkındalık kazanmasına yardımcı olur. Sürekli izleme

ve veri analitiđi, alıřanlara ekipmanın durumu hakkında gerek zamanlı bilgi sađlar. Bu da alıřanların ekipmanın gvenli bir řekilde kullanılması ve potansiyel tehlikeleri tanınması konusunda daha iyi eđitimi olmalarını sađlar. Eđitim ve farkındalık, iř sađlıđı ve gvenliđi kltrnn oluřturulmasına katkıda bulunur.

Veri Analitiđi: Kestirimci bakım, veri analitiđi kullanarak ekipman performansını ve riskleri deđerlendirebilir. Bu veriler, iř sađlıđı ve gvenliđi iin nemli olan trendleri ve desenleri ortaya ıkarabilir. rneđin, belirli bir ekipmanın daha sık arıza yapması veya belirli bir iřlemin daha yksek risk tařması gibi durumlar tespit edilebilir. Bu verilere dayalı olarak, iř sađlıđı ve gvenliđi nlemleri planlanabilir ve uygulanabilir.

Kestirimci bakım, alıřan gvenliđi ve iř sađlıđına olumlu etkiler sađlar. nleyici mdahale, dzenli bakım ve kontroller, minimize edilmiř acil durumlar, eđitim ve farkındalık artıřı, veri analitiđi gibi faktrlerle birlikte iřletmeler alıřanlarının gvenliđini ve sađlıđını korumaya ynelik nlemleri geliřtirebilir. Bu da iř kazalarının azalmasına, alıřan memnuniyetinin artmasına ve iřletmenin yasal dzenlemelere uyum sađlamasına yardımcı olur.

rneđin, bir fabrikada kestirimci bakım kullanılarak ekipmanların izlenmesi ve analiz edilmesi sađlanabilir. Bu sayede, bir makinede ařır ısınma belirtileri tespit edildiđinde, operatrlere veya bakım personeline bildirim gnderilebilir ve gerekli nlemler alınabilir. Bylece, makinede olası bir arıza veya patlama riski nceden engellenir ve alıřanların gvenliđi sađlanmış olur.

Bir diđer rnek olarak, bir petrol rafinerisinde kestirimci bakım kullanılarak boru hatlarının durumu izlenebilir. Veri analitiđi ve ngrlebilirlik sayesinde, belirli bir boru hattının korozyona uđradıđı ve yakın bir gelecekte patlama riski tařıdıđı tespit edilebilir. Bu durumda, sorunlu blge tespit edilerek bakım yapılabilir veya boru hattı deđiřtirilebilir. Bu řekilde, patlama veya sızıntı gibi ciddi iř kazaları nceden nlenir ve alıřanların gvenliđi sađlanır.

Kestirimci bakımın risklerin azaltılması ve iř kazalarının nlenmesi zerindeki etkisi, erken tespit, dzenli bakım, veri analitiđi, eđitim ve farkındalık artıřı gibi faktrlerle birlikte sađlanır. Bu yntemlerin kullanılması, iřyerinde alıřanların gvenliđini sađlama ve potansiyel tehlikelerin nceden belirlenmesi konularında nemli bir adımdır.

BÖLÜM 5: KESTİRİMCİ BAKIMIN GELECEĞİ

Kestirimci bakım, endüstriyel bakım yönetiminde önemli bir dönüşüm yaşatan bir yaklaşım olmuştur. Geçmişte, bakım genellikle zaman veya kullanım süresi tabanlı olarak planlanırken, kestirimci bakım, veri analitiği ve öngörülebilirlik kullanarak ekipman arızalarını önceden tahmin etmeyi ve önlem almaya olanak tanımaktadır. Gelecekte, kestirimci bakımın daha da gelişeceği ve yaygınlaşacağı öngörülmektedir. Kestirimci bakımın geleceği hakkında bazı önemli unsurlar şunlardır:

Yapay Zeka ve Makine Öğrenmesi: Kestirimci bakımın geleceğinde yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin daha fazla kullanılması beklenmektedir. Bu teknolojiler, büyük veri setlerini analiz ederek ekipman arızalarını tahmin etme ve önleme konusunda daha hassas ve doğru sonuçlar sağlayabilir. Yapay zeka algoritmaları, ekipmanın çalışma verilerini sürekli olarak analiz ederek anormal davranışları tespit edebilir ve daha iyi kararlar almak için öğrenebilir. Bu sayede, arızaların önceden tahmini ve önlemlerin daha etkili bir şekilde alınması mümkün olabilir.

Sensör Teknolojileri ve Nesnelerin İnterneti (IoT): Kestirimci bakımın yaygınlaşmasıyla birlikte, sensör teknolojileri ve Nesnelerin İnterneti (IoT) cihazları daha önemli hale gelecektir. Sensörler, ekipmanın durumunu gerçek zamanlı olarak izlemek için kullanılabilir ve verileri analiz için merkezi bir sisteme iletebilir. IoT cihazları, ekipmanın çalışma verilerini toplayarak, enerji tüketimi, titreşim seviyeleri, sıcaklık gibi parametreleri izleyebilir ve anormal durumları tespit edebilir. Bu sayede, arıza olasılığı yüksek olan noktalar belirlenerek, önleyici bakım yapılabilir ve iş kazalarının önüne geçilir.

Gerçek Zamanlı İzleme ve Uyarı Sistemleri: Kestirimci bakımın geleceğinde gerçek zamanlı izleme ve uyarı sistemleri daha yaygın hale gelecektir. Bu sistemler, ekipmanın çalışma verilerini sürekli olarak takip ederek, anormal durumları tespit eder ve ilgili paydaşlara (bakım ekibi, operatörler, yöneticiler) hızlı bir şekilde

uyarılar gönderir. Örneğin, bir makinedeki titreşim seviyeleri anormal bir şekilde yükseldiğinde, sistem otomatik olarak ilgili kişilere bir uyarı göndererek potansiyel bir arızayı bildirebilir. Bu sayede, hızlı müdahale edilerek riskler azaltılabilir ve iş kazalarının önüne geçilebilir.

Veri Analitiği ve Öngörülebilir Bakım: Kestirimci bakımın geleceğinde veri analitiği ve öngörülebilir bakım yöntemleri daha da gelişecektir. Büyük veri analitiği, derin öğrenme ve veri madenciliği gibi teknikler, ekipman verilerini daha iyi anlamak ve gelecekteki arızaları tahmin etmek için kullanılabilir. Bu sayede, ekipmanın yaşam döngüsü boyunca daha etkili bakım stratejileri oluşturulabilir ve iş kazalarının önlenmesi sağlanabilir.

Mobil Uygulamalar ve Taşınabilir Cihazlar: Kestirimci bakımın geleceğinde mobil uygulamalar ve taşınabilir cihazlar da önemli bir rol oynayacaktır. Bakım ekipleri, mobil uygulamalar aracılığıyla ekipman verilerine erişebilecek, analiz yapabilecek ve arıza durumunda hızla müdahale edebilecektir. Ayrıca, taşınabilir cihazlar (örneğin akıllı gözlükler veya bileklikler), bakım teknisyenlerine gerçek zamanlı bilgi sağlayarak, ekipman üzerindeki çalışmalarını kolaylaştırabilir ve daha hızlı müdahale imkanı sunabilir.

Kestirimci bakımın geleceği, daha akıllı, veri odaklı ve öngörülebilir bir bakım yönetimi anlayışıyla şekillenecektir. Yapay zeka, IoT, sensör teknolojileri ve mobil uygulamalar gibi yenilikçi teknolojilerin kullanımıyla daha etkili ve verimli bir bakım süreci sağlanacaktır. Bu da, ekipman arızalarının minimize edilmesini, iş güvenliğinin artırılmasını ve operasyonel maliyetlerin düşürülmesini sağlayacaktır. Kestirimci bakımın yaygınlaşmasıyla birlikte, endüstriyel sektörlerde daha güvenilir ve sürdürülebilir bir üretim ortamı oluşturmak mümkün olacaktır.

5.1 İleri Teknolojilerin Rolü

Yapay zeka, makine öğrenimi ve büyük veri analitiği, kestirimci bakım alanında önemli bir rol oynamaktadır. Bu teknolojiler, ekipman arızalarını önceden tahmin etme, operasyonel verimliliği artırma ve bakım faaliyetlerini optimize etme

konularında büyük bir potansiyele sahiptir. Bu teknolojilerin kestirimci bakımdaki kullanımına dair bazı örnekler şöyle verilebilir:

Arıza Tahmini: Yapay zeka ve makine öğrenimi, ekipman verilerini analiz ederek arıza tahmini yapabilir. Örneğin, bir üretim hattındaki bir motorun titreşim verileri, sıcaklık, basınç ve akım gibi parametreler, sürekli olarak izlenebilir. Bu veriler, makine öğrenimi algoritmaları tarafından analiz edilerek, arıza belirtileri veya anormal davranışlar tespit edilebilir. Bu sayede, bir arıza olasılığı yüksek olduğunda, bakım ekipleri önceden uyarılar alarak gerekli önlemleri alabilir ve planlı bakım yapabilir.

Bakım Planlaması ve Kaynak Optimizasyonu: Büyük veri analitiği, kestirimci bakımda bakım planlaması ve kaynak optimizasyonu konularında yardımcı olabilir. Örneğin, bir şirketin birden fazla üretim tesisi veya ekipmanı varsa, verilerin toplanması ve analiz edilmesiyle tüm sistem üzerinde genel bir bakım stratejisi oluşturulabilir. Bu analizler, hangi ekipmanların ne zaman bakıma ihtiyaç duyabileceğini, hangi parçaların değiştirilmesi gerektiğini veya hangi kaynakların nerede kullanılacağını belirleyebilir. Bu da bakım süreçlerinin daha verimli bir şekilde yönetilmesine yardımcı olur.

Anormallik Tespiti ve Hata Teşhis: Yapay zeka ve makine öğrenimi algoritmaları, ekipman verilerini sürekli olarak izleyerek anormal durumları tespit edebilir ve hata teşhisinde yardımcı olabilir. Örneğin, bir enerji santralindeki bir türbinin çalışma verileri analiz edilerek, titreşimlerdeki anormallikler veya enerji verimliliğindeki düşüşler tespit edilebilir. Bu sayede, potansiyel arızaların kaynağı belirlenebilir ve bakım ekipleri, sorunu hızlı bir şekilde çözebilmek için doğru önlemleri alabilir.

Parça Ömrü Tahmini: Yapay zeka ve makine öğrenimi, ekipman parçalarının ömrünü tahmin etme konusunda da kullanılabilir. Örneğin, bir otomobil üreticisi, yol koşullarını, sürüş tarzını ve araç verilerini analiz ederek, motorun veya şanzımanın ne zaman bakıma veya parça değişimine ihtiyaç duyabileceğini tahmin edebilir. Bu sayede, müşterilere daha iyi bir hizmet sunulabilir ve arızaların önüne geçilebilir.

Uzaktan İzleme ve Teşhis: Yapay zeka ve büyük veri analitiği, uzaktan izleme ve teşhis konusunda da büyük bir potansiyele sahiptir. Örneğin, bir enerji şirketi, dağıtık bir güç sistemi üzerindeki verileri toplayarak, güç hatlarında veya transformatörlerde potansiyel arıza belirtilerini izleyebilir. Bu sayede, bakım ekipleri, sahaya gitmeden önce sorunun yerini belirleyebilir ve gerekli araç-gereçleri hazırlayabilir, böylece bakım süreçlerinde zaman ve maliyet tasarrufu sağlanabilir.

Bu örnekler, yapay zeka, makine öğrenimi ve büyük veri analitiğinin kestirimci bakımdaki kullanımlarını temsil etmektedir. Bu teknolojiler, verileri analiz ederek arızaları tahmin etme, bakım planlamasını optimize etme, anormallikleri tespit etme, parça ömrünü tahmin etme ve uzaktan izleme gibi kestirimci bakım süreçlerinde önemli avantajlar sağlayabilir. Bu da işletmelerin ekipmanlarının daha güvenilir, verimli ve ekonomik bir şekilde çalışmasını sağlar.

Nesnelerin İnterneti (IoT) ve sensör ağları, kestirimci bakım alanında önemli bir rol oynamaktadır. Bu teknolojiler, gerçek zamanlı verilerin toplanması, iletilmesi ve analiz edilmesi yoluyla ekipmanların durumunu izlemeyi ve arızaları tahmin etmeyi mümkün kılar. IoT ve sensör ağlarıyla entegrasyonun kestirimci bakımdaki rolünü açıklayan bazı örnekler:

Durum İzleme ve Veri Toplama: IoT ve sensör ağları, ekipman üzerine yerleştirilen sensörler aracılığıyla gerçek zamanlı verilerin toplanmasını sağlar. Örneğin, bir enerji santralindeki türbinler üzerindeki titreşim sensörleri, sıcaklık sensörleri, basınç sensörleri ve akım sensörleri gibi çeşitli sensörler, türbinin durumunu izler ve verileri sürekli olarak toplar. Bu veriler, ekipmanın çalışma durumu hakkında değerli bilgiler sağlar ve arıza belirtilerini tespit etmek için analiz edilebilir.

Veri İletimi ve Bulut Entegrasyonu: IoT ve sensör ağları, toplanan verilerin kablosuz olarak iletilmesini sağlar. Bu veriler, buluta aktarılabilir ve orada depolanabilir. Bulut tabanlı analitik araçlar kullanılarak, büyük veri analitiği ve makine öğrenimi algoritmalarıyla veriler analiz edilebilir. Örneğin, bir otomobil üreticisi, otomobillerden gelen sensör verilerini IoT ağıyla toplayabilir, bu verileri buluta aktarabilir ve orada araçların performansını izleyerek arıza tahmini yapabilir.

Gerçek Zamanlı İzleme ve Uyarılar: IoT ve sensör ağları, ekipmanların gerçek zamanlı izlenmesini sağlar. Sensörler aracılığıyla toplanan veriler, hızla analiz edilir ve anormal durumlar tespit edildiğinde otomatik olarak uyarılar gönderilebilir. Örneğin, bir fabrikadaki bir makineden gelen titreşim sensörü verileri, anormal titreşimler tespit edildiğinde bakım ekibine otomatik olarak uyarı gönderebilir. Bu sayede, potansiyel arızalar hızla belirlenir ve gereken önlemler alınabilir.

Öngörücü Bakım: IoT ve sensör ağları, ekipmanların öngörücü bakımını destekler. Toplanan veriler, makine öğrenimi algoritmalarıyla analiz edilerek, ekipmanın gelecekteki arıza olasılıkları tahmin edilebilir. Örneğin, bir tren şirketi, trenlerdeki sensör verilerini IoT ağıyla toplayabilir ve bu verileri analiz ederek, hangi bileşenlerin ne zaman bakıma ihtiyaç duyabileceğini belirleyebilir. Bu sayede, planlı bakım yaparak arızaların önüne geçilebilir ve trenlerin kesintisiz olarak çalışması sağlanabilir.

Veri Odaklı Kararlar: IoT ve sensör ağları, kestirimci bakım süreçlerinde veri odaklı kararlar almayı mümkün kılar. Toplanan veriler, analitik araçlar kullanılarak incelenebilir ve ekipmanın performansı, kullanım süresi, enerji tüketimi gibi faktörler üzerindeki etkileri değerlendirilebilir. Bu verilere dayalı olarak, bakım stratejileri ve planları geliştirilebilir, kaynaklar daha etkili bir şekilde yönetilebilir ve kararlar verilirken daha doğru bilgiler elde edilebilir.

Bu örnekler, IoT ve sensör ağlarının kestirimci bakım süreçlerindeki rolünü göstermektedir. Bu teknolojiler, ekipmanların durumunu gerçek zamanlı olarak izlemeyi, verileri toplamayı, iletmeyi ve analiz etmeyi sağlar. Bu sayede arızaların önceden tahmin edilmesi, bakım planlamasının optimize edilmesi, gerçek zamanlı izleme ve uyarılar, öngörücü bakım ve veri odaklı kararlar alınması gibi avantajlar elde edilir. IoT ve sensör ağları, kestirimci bakım süreçlerinin daha verimli, etkili ve güvenilir bir şekilde yürütülmesine katkı sağlar.

5.2 Endüstri 4.0 ve Kestirimci Bakım

Akıllı fabrikalar ve otomasyon, kestirimci bakım süreçleri üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Bu teknolojiler, sensörler, veri analitiği, yapay zeka ve otomatik

sistemler gibi unsurları bir araya getirerek ekipmanların durumunu izlemeyi, arızaları tahmin etmeyi ve bakım süreçlerini optimize etmeyi mümkün kılar. Akıllı fabrikaların ve otomasyonun kestirimci bakım üzerindeki etkisini açıklayan bazı örnekler:

Gerçek Zamanlı Durum İzleme: Akıllı fabrikalar, ekipmanlara yerleştirilen sensörler aracılığıyla gerçek zamanlı olarak durum izleme yapar. Sensörler, titreşim, sıcaklık, basınç, akım gibi parametreleri sürekli olarak ölçer ve verileri toplar. Bu veriler, ekipmanların anlık durumunu yansıtır. Akıllı analitik sistemler, bu verileri kullanarak ekipmanların normal çalışma aralığını belirleyebilir ve anormal durumlar tespit edildiğinde otomatik uyarılar verebilir. Bu sayede, potansiyel arızalar hızla belirlenir ve müdahale süresi kısalmır. Örneğin, bir akıllı fabrika içindeki bir motor, titreşim sensörleri ve sıcaklık sensörleriyle donatılmış olabilir. Motorun titreşim ve sıcaklık verileri sürekli olarak izlenir. Eğer titreşim veya sıcaklık değerleri belirlenen tolerans aralığının dışına çıkarsa, sistem otomatik olarak bir uyarı gönderir ve bakım ekibi hemen müdahale edebilir.

Arıza Tahmini ve Öngörücü Bakım: Akıllı fabrikalar, toplanan verileri analiz ederek arıza tahmini yapabilir ve öngörücü bakım stratejileri geliştirebilir. Büyük veri analitiği, makine öğrenimi ve yapay zeka teknikleri kullanılarak, ekipmanların gelecekteki arıza olasılıkları tahmin edilebilir. Bu sayede, planlı bakım yapılabilir ve beklenmedik duruş süreleri önlenir. Örneğin, bir akıllı fabrika, üretim hattında bulunan bir makinenin sensör verilerini sürekli olarak analiz eder. Makine, belirli bir arıza deseni gösterdiğinde (örneğin, sıcaklık dalgalanmaları veya titreşim artışı gibi), sistem bunu tespit eder ve bir arıza tahmini yapar. Bakım ekibi, bu tahmine dayanarak makineyi planlı bir şekilde durdurur ve gereken bakımı gerçekleştirir. Bu şekilde, beklenmedik arızaların önüne geçilir ve üretim kesintileri minimize edilir.

Otomatik Bakım Süreçleri: Akıllı fabrikalar, otomatik sistemler ve robotlar aracılığıyla bakım süreçlerini optimize eder. Sensörler ve veri analitiği sayesinde, ekipmanların bakım ihtiyaçları belirlenebilir ve otomatik sistemler bu bakım işlerini gerçekleştirebilir. Bu, insan müdahalesine gerek kalmadan bakım süreçlerinin daha hızlı ve doğru bir şekilde yürütülmesini sağlar. Örneğin, bir akıllı fabrika, robotik bir

sistem kullanarak ekipmanların bakımını gerçekleştirebilir. Sensörler aracılığıyla ekipmanların durumu izlenir ve veriler analiz edilir. Eğer bir arıza tespit edilirse, sistem otomatik olarak robotu ilgili ekipmanın yanına yönlendirir ve gerekli bakım işlemlerini gerçekleştirir. Bu sayede, insanların manuel olarak bakım yapmak için zaman harcamasına gerek kalmaz ve bakım süreçleri daha hızlı ve verimli bir şekilde tamamlanır.

Veri Analitiği ve Sürekli İyileştirme: Akıllı fabrikalar, toplanan verileri analiz ederek sürekli iyileştirme süreçlerine katkıda bulunur. Veri analitiği sayesinde, ekipmanların performansı, verimlilik seviyeleri, enerji tüketimi gibi faktörler değerlendirilebilir. Bu analizler, potansiyel iyileştirme alanlarını belirlemek için kullanılabilir. Örneğin, bir akıllı fabrika, üretim hatlarının sensör verilerini analiz ederek enerji tüketimini izleyebilir. Belirli bir makinenin enerji tüketimi normalden daha yüksekse, sistem bunu tespit eder ve makine üzerinde enerji tasarrufu sağlayacak değişiklikler önerir. Bu sayede, enerji verimliliği artırılır ve maliyetler düşürülür.

Akıllı fabrikalar ve otomasyon, kestirimci bakım süreçlerinde önemli bir dönüşüm sağlar. Gerçek zamanlı durum izleme, arıza tahmini, otomatik bakım süreçleri ve veri analitiği gibi unsurlar, ekipmanların durumunu izlemeyi, arızaları önceden tahmin etmeyi ve bakım süreçlerini optimize etmeyi mümkün kılar. Bu da üretim verimliliğini artırır, beklenmedik duruş sürelerini azaltır ve bakım maliyetlerini düşürür.

Dijital ikizler, kestirimci bakım süreçlerinde önemli bir rol oynar. Bir dijital ikiz, gerçek dünyadaki bir nesnenin, sistem veya sürecin sanal bir temsilidir. Bu sanal kopya, gerçek zamanlı veri alışverişiyle güncellenir ve gerçek dünyadaki nesnenin durumunu, performansını ve davranışını taklit eder. Dijital ikizlerin kestirimci bakımdaki rolünü açıklayan bazı örnekler:

Durum İzleme ve Analiz: Dijital ikizler, gerçek dünyadaki ekipmanların durumunu izlemek için kullanılabilir. Sensörler ve diğer veri kaynaklarından gelen gerçek zamanlı verilerle güncellenen dijital ikiz, ekipmanın çalışma durumunu takip eder. Bu veriler, dijital ikiz üzerinde analiz edilebilir ve anormal durumlar veya

potansiyel arıza belirtileri tespit edilebilir. Bu sayede, kestirimci bakım stratejileri geliştirilebilir ve müdahale süresi minimize edilebilir. Örneğin, bir enerji santralının dijital bir ikizi olabilir. Dijital ikiz, gerçek santraldeki sensörlerden gelen verilerle güncellenir ve enerji üretim sürecini yansıtır. Dijital ikiz üzerinde yapılan analizler, anormal enerji tüketimi, titreşim veya sıcaklık değişiklikleri gibi sorunları tespit edebilir. Bu bilgiler, bakım ekiplerine erken uyarılar sağlar ve arızaların önlenmesine yardımcı olur.

Arıza Tahmini ve Öngörücü Bakım: Dijital ikizler, verilerin analizi ve yapay zeka algoritmalarıyla birleştirilerek arıza tahmini yapmak için kullanılabilir. Gerçek dünyadaki ekipmanın davranışı ve performansı, dijital ikiz üzerinde taklit edilir. Veriler, dijital ikiz üzerinde analiz edilerek makine öğrenimi ve istatistiksel modeller kullanılarak arıza olasılıkları tahmin edilir. Bu tahminler, öngörücü bakım stratejilerinin geliştirilmesine yardımcı olur. Örneğin, bir otomobil üreticisinin dijital bir ikizi olabilir. Bu dijital ikiz, gerçek otomobillerin performans verilerini taklit eder. Dijital ikiz, motor sıcaklığı, yağ basıncı, hız gibi verileri analiz ederek motor arızası olasılığını tahmin eder. Bu tahminler, bakım ekiplerine belirli bir otomobilin hangi parçalarının değiştirilmesi gerektiği konusunda önemli bilgiler sağlar ve planlı bakım yapılmasını sağlar.

Bakım Senaryolarının Simülasyonu: Dijital ikizler, farklı bakım senaryolarının simülasyonu için kullanılabilir. Gerçek dünyadaki ekipmanın dijital bir kopyası olarak, dijital ikiz üzerinde farklı bakım stratejileri denenerek sonuçları gözlemlenebilir. Bu, bakım ekiplerine belirli bir senaryonun etkilerini anlamalarına ve en etkili bakım stratejisini belirlemelerine yardımcı olur. Örneğin, bir rüzgar enerjisi santralının dijital bir ikizi olabilir. Dijital ikiz, gerçek santraldeki türbinlerin performansını taklit eder. Bakım ekipleri, dijital ikiz üzerinde farklı bakım senaryolarını simüle edebilir.

Sanal gerçeklik (VR) teknolojileri, kestirimci bakım süreçlerinde önemli bir rol oynayabilir. VR, kullanıcıyı sanal bir ortama taşıyan ve gerçeklik duygusu yaratan bir teknolojidir. Bu teknolojinin kestirimci bakım alanındaki önemi şu şekillerde açıklanabilir:

Eđitim ve Simülasyon: VR, bakım ekiplerine geręek dünya senaryolarını simüle etme ve eđitim imkanı sunar. Sanal ortamda, bakım personeli farklı ekipmanları kullanarak geręek dünyadaki bakım işlemlerini uygulayabilir. Bu, yeni personelin eđitimini kolaylaştırır ve deneyim kazanmasına yardımcı olur. Ayrıca, karmaşık veya tehlikeli ekipmanların bakımı için önceden eđitilmiş personelin yeteneklerini sürdürmesine olanak tanır. Örneđin, bir uçak bakım ekibi, VR kullanarak uçak motorunun bakımını simüle edebilir. Sanal bir ortamda, ekipmanın farklı bileşenlerini kontrol edebilir, arızalı parçaları tespit edebilir ve onarımları gerçekleştirebilirler. Bu, geręek dünyada uygulamaya geçmeden önce personelin becerilerini geliştirmelerine ve hataları en aza indirmelerine yardımcı olur.

Veri Görselleştirme ve Analizi: VR, büyük veri kümelerini görselleştirmek ve analiz etmek için kullanılabilir. Kestirimci bakım süreçlerinde, birçok sensörden gelen verilerin analizi önemlidir. VR, bu verilerin sanal bir ortamda görselleştirilmesini sağlar ve bakım ekiplerine daha etkili analiz yapma imkanı sunar. Örneđin, büyük bir enerji santralinin kestirimci bakımında, bir VR ortamı kullanarak farklı sensörlerden gelen verileri görselleştirebilirsiniz. Sanal bir ortamda, enerji üretim verilerini, titreşim verilerini veya sıcaklık dağılımlarını görsel olarak temsil edebilirsiniz. Bu, bakım ekiplerinin veriyi daha iyi anlamalarına ve anormallikleri hızla tespit etmelerine yardımcı olur.

Uzaktan Bakım ve İş birliđi: VR, uzaktan bakımı mümkün kılar ve uzmanların geręek zamanlı olarak uzaktan müdahale etmesine olanak tanır. Bakım ekipleri, VR gözlükleri aracılıđıyla geręek dünyadaki ekipmanları inceleyebilir ve uzmanlardan rehberlik alabilir. Bu, ekipmanın uzaktan izlenmesini ve sorunların hızlı bir şekilde çözülmesini sağlar. Örneđin, bir endüstriyel tesisin uzaktan bakımında, bir çalışan VR gözlüğü takarak sahada gezinebilir ve ekipmanın durumunu inceleyebilir. Uzaktaki bir uzman, çalışana sanal olarak rehberlik edebilir ve sorunları tespit etmek veya onarmak için talimatlar verebilir. Bu, bakım süresini azaltır ve uzmanların fiziksel olarak sahada bulunma ihtiyacını ortadan kaldırır.

Bu örnekler, sanal gerçeklik teknolojilerinin kestirimci bakım süreçlerindeki önemini göstermektedir. VR, eğitim, veri analizi ve uzaktan müdahale gibi alanlarda bakım ekiplerine büyük faydalar sağlayabilir.

BÖLÜM 6: SONUÇ

Kestirimci bakım, modern endüstrinin vazgeçilmez bir bileşeni olarak önemini giderek artırmaktadır. Geleneksel bakım yöntemlerinin yetersiz kaldığı durumlarda, kestirimci bakımın işletmelere sağladığı avantajlar ve gelecekteki potansiyeli oldukça büyük bir ilgi uyandırmaktadır. Kestirimci bakımın önemi, ekipman arızalarını önceden tahmin ederek planlı bakımı ve müdahaleyi mümkün kılmasıyla ortaya çıkar. Bu sayede, beklenmedik arızaların yol açtığı üretim kesintileri ve maliyetler en aza indirgenir. Kestirimci bakım, ekipman kullanılabilirliğini artırır, işletmelere rekabet avantajı sağlar ve operasyonel verimliliği optimize etmeye yardımcı olur.

Gelecekteki potansiyeli düşündüğümüzde, kestirimci bakımın gelişimi sadece bu alanda kullanılan teknolojilerin ilerlemesiyle sınırlı değildir. Yapay zeka ve makine öğrenimi gibi ileri teknolojiler, kestirimci bakıma yeni perspektifler getirir. Karmaşık veri analizleri ve arıza tahminleri, bu teknolojilerin yardımıyla daha hassas ve doğru bir şekilde gerçekleştirilebilir. Ayrıca, nesnelerin interneti (IoT) ve büyük veri analitiği gibi diğer gelişmeler, kestirimci bakımın daha da etkili hale gelmesine olanak tanır.

Gelecekte, kestirimci bakımın uygulanabileceği sektörlerin çeşitlenmesi beklenmektedir. Enerji sektörü, havacılık, otomotiv, üretim gibi alanlarda kestirimci bakımın daha yaygın hale gelmesi öngörülmektedir. Bununla birlikte, daha küçük ölçekli işletmelerin de kestirimci bakımı benimseyerek verimliliklerini artırabileceği düşünülmektedir. Sonuç olarak, kestirimci bakımın önemi ve potansiyeli, işletmeler için stratejik bir avantaj sağlar. Bu alandaki gelişmeler, ekipmanların daha güvenilir, verimli ve ekonomik bir şekilde kullanılmasını sağlar. Araştırma ve geliştirme faaliyetlerine yapılan yatırımlar, kestirimci bakım alanında daha fazla ilerleme kaydedilmesini sağlayacak ve bu alanda daha fazla fırsat sunacaktır.

Bu çalışma, kestirimci bakımın önemini vurgulayarak ve gelecekteki potansiyelini değerlendirerek, işletmelere bu alanda bilinçlenme ve gelişme için bir

rehber sunmayı hedeflemektedir. Kestirimci bakım, endüstriyel süreçlerin optimize edilmesi ve sürdürülebilirlik hedeflerinin gerçekleştirilmesi için kritik bir bileşen olarak görülmelidir.

Kestirimci bakım stratejilerini uygulamak, işletmelerin sürdürülebilir başarıya ulaşmasında önemli bir adımdır. Ancak, bu stratejileri hayata geçirmek ve uygulamak bazen zorlu bir süreç olabilir. Farklı sektörlerden gelen işletmelerin başarı öyküleri, kestirimci bakımın nasıl bir dönüşüm sağladığını açıkça göstermektedir. Örneğin, bir otomotiv şirketi, makinelerin önleyici bakımını gerçekleştirmek için veri toplama ve analiz süreçlerini kullanarak üretim süreçlerinin verimliliğini artırdı. Bu sayede, arızaları önceden tahmin ederek, beklenmedik duruş sürelerini azalttı ve üretim süreçlerinde büyük bir iyileşme sağladı. Bu örnek, kestirimci bakım stratejilerinin gerçek dünyada nasıl başarıya yol açtığını göstermektedir.

Bununla birlikte, kestirimci bakım stratejilerini uygulamak için veri toplama ve analiz süreçlerine odaklanmak da gerekmektedir. Veriler, kestirimci bakımın temel taşıdır ve doğru verilerin toplanması, analiz edilmesi ve değerlendirilmesi büyük önem taşır. İşletmeler bu alanda büyük ilerlemeler kaydetmiş ve veri analitiği araçlarını kullanarak büyük miktarda veriyi etkili bir şekilde işleyebilmişlerdir. Teknolojinin gelişimi de kestirimci bakıma büyük faydalar sağlamaktadır. Yapay zeka, makine öğrenimi, nesnelere interneti gibi yeni teknolojiler ve dijital çözümler, kestirimci bakım süreçlerini daha akıllı ve otomatik hale getirmektedir. Örneğin, sensörler aracılığıyla gerçek zamanlı veri toplamak ve analiz etmek, arızaları daha hızlı ve doğru bir şekilde tahmin etmeye yardımcı olabilir. İnovasyon ve teknolojiye odaklanarak, işletmenizin kestirimci bakım stratejilerini güçlendirebilecek yenilikçi çözümler bulunabilir.

Son olarak, kestirimci bakım stratejilerini uygulamak için değişimi yönetmek ve iş birliği yapmak önemlidir. İşletmenin tüm paydaşları arasında birlikte çalışma kültürünü teşvik etmek, kestirimci bakımın başarılı bir şekilde uygulanması için kritik bir faktördür. Değişim yönetimi süreci, çalışanların yeni stratejilere uyum sağlamasını kolaylaştırırken, iş birliği de farklı departmanlar arasında bilgi ve

kaynak paylaşımını teşvik eder. Örnek olarak, bir şirketin üretim departmanı ile bakım departmanının birlikte çalışarak, verimlilik ve ekipman kullanılabilirliği konusunda önemli kazanımlar elde edilebilir. Bu şekilde, işletmenin içindeki değişimi yöneterek ve iş birliğini güçlendirerek, kestirimci bakım stratejileri daha etkili bir şekilde uygulanabilir.

Kestirimci bakım stratejilerini uygulamak, işletmenin rekabet avantajını artırabilir ve operasyonel maliyetleri düşürebilir. Ancak, bu stratejileri hayata geçirmek bazı zorluklar içerebilir. Bu noktada, gerçek hayattan örnekler, veri ve analiz önemi, inovasyon ve teknoloji kullanımı, değişim yönetimi ve iş birliği gibi konulara odaklanmak gerekir.

REFERANSLAR

- van Dinter, R., Tekinerdogan, B., Catal, C., 2022. Predictive Maintenance Using Digital Twins: A Systematic Literature Review. *Information and Software Technology*, 107008.
- Esteban, A.; Zafra, A.; Ventura, S. Data mining in predictive maintenance systems: A taxonomy and systematic review. *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.* 2022, 12, e1471.
- Stanton I, Munir K, Ikram A, El-Bakry M. Predictive maintenance analytics and implementation for aircraft: Challenges and opportunities. *Systems Engineering*. 2023;26:216–237. <https://doi.org/10.1002/sys.21651>
- Achouch M, Dimitrova M, Ziane K, Sattarpanah Karganroudi S, Dhouib R, Ibrahim H, Adda M. On Predictive Maintenance in Industry 4.0: Overview, Models, and Challenges. *Applied Sciences*. 2022; 12(16):8081. <https://doi.org/10.3390/app12168081>
- Pech M, Vrchota J, Bednář J. Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory: Review. *Sensors*. 2021; 21(4):1470. <https://doi.org/10.3390/s21041470>
- Lima, A.L.d.C.D., Aranha, V.M., Carvalho, C.J.d.L. et al. Smart predictive maintenance for high-performance computing systems: a literature review. *J Supercomput* 77, 13494–13513 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11227-021-03811-7>
- M. S. Azari, F. Flammini, S. Santini and M. Caporuscio, "A Systematic Literature Review on Transfer Learning for Predictive Maintenance in Industry 4.0," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 12887-12910, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3239784
- Jain M, Vasdev D, Pal K, Sharma V. Systematic literature review on predictive maintenance of vehicles and diagnosis of vehicle's health using machine learning techniques. *Computational Intelligence*. 2022;38(6):1990-2008. doi:10.1111/coin.12553

- Rahal, J.R., Schwarz, A., Sahelices, B. et al. The asset administration shell as enabler for predictive maintenance: a review. *J Intell Manuf* (2023). <https://doi.org/10.1007/s10845-023-02236-8>
- Almobarek M, Mendibil K, Alrashdan A. Predictive Maintenance 4.0 for Chilled Water System at Commercial Buildings: A Systematic Literature Review. *Buildings*. 2022; 12(8):1229. <https://doi.org/10.3390/buildings12081229>
- Y. Fassi, V. Heiries, J. Boutet and S. Boisseau, "Toward Physics-Informed Machine-Learning-Based Predictive Maintenance for Power Converters—A Review," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 39, no. 2, pp. 2692-2720, Feb. 2024, doi: 10.1109/TPEL.2023.3328438.
- M. Khan, A. Ahmad, F. Sobieczky, M. Pichler, B. A. Moser and I. Bukovský, "A Systematic Mapping Study of Predictive Maintenance in SMEs," in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 88738-88749, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3200694.
- Scott MJ, Verhagen WJC, Bieber MT, Marzocca P. A Systematic Literature Review of Predictive Maintenance for Defence Fixed-Wing Aircraft Sustainment and Operations. *Sensors*. 2022; 22(18):7070. <https://doi.org/10.3390/s22187070>
- Ucar A, Karakose M, Kırımça N. Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends. *Applied Sciences*. 2024; 14(2):898. <https://doi.org/10.3390/app14020898>
- Surucu O., Gadsden S.A., Yawney J. Condition monitoring using machine learning: A review of theory, applications, and recent advances *Expert Systems with Applications*, 221 (2023), Article 119738
- Canito, A., Corchado, J. & Marreiros, G. A systematic review on time-constrained ontology evolution in predictive maintenance. *Artif Intell Rev* 55, 3183–3211 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10079-z>
- Cengiz, Ç., Aydoğdu, H. (2015). Gamma Renewal Functions İn Censored Data. *Bitlis Eren Universty Journal Science & Technolgy*, 5(2), 97–101.

- Cengiz, Ç., Metin Karakaş, A. (2015). Estimation Of Weibull Renewal Function For Censored Data . *International Journal Of Scientific And Technological Research*, 123–132.
- Hallaji et al., 2022 Hallaji S.M., Fang Y., Winfrey B.K. Predictive maintenance of pumps in civil infrastructure: State-of-the-art, challenges and future directions *Autom. Constr.*, 134 (2022), Article 104049
- Florian et al., 2021 Florian E., Sgarbossa F., Zennaro I. Machine learning-based predictive maintenance: A cost-oriented model for implementation *International Journal of Production Economics*, 236 (2021), Article 108114
- Siraskar, R., Kumar, S., Patil, S. et al. Reinforcement learning for predictive maintenance: a systematic technical review. *Artif Intell Rev* 56, 12885–12947 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10468-6>
- M.R. Sanzana, T. Maul, J.Y. Wong, M.O. Abdulrazic, C.-C. Yip Application of deep learning in facility management and maintenance for heating, ventilation, and air conditioning *Autom. ConStruct.*, 141 (2022), 10.1016/j.autcon.2022.104445
- Hassan IU, Panduru K, Walsh J. An In-Depth Study of Vibration Sensors for Condition Monitoring. *Sensors*. 2024; 24(3):740. <https://doi.org/10.3390/s24030740>
- Psarommatis et al., 2023 F. Psarommatis, G. May, V. Azamfirei Envisioning maintenance 5.0: Insights from a systematic literature review of Industry 4.0 and a proposed framework *Journal of Manufacturing Systems*, 68 (2023), pp. 376-399, 10.1016/J.JMSY.2023.04.009
- Nacchia M, Fruggiero F, Lambiase A, Bruton K. A Systematic Mapping of the Advancing Use of Machine Learning Techniques for Predictive Maintenance in the Manufacturing Sector. *Applied Sciences*. 2021; 11(6):2546. <https://doi.org/10.3390/app11062546>
- Khan, K., Sohaib, M., Rashid, A. et al. Recent trends and challenges in predictive maintenance of aircraft's engine and hydraulic system. *J Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.* 43, 403 (2021). <https://doi.org/10.1007/s40430-021-03121-2>

- Bousdekis A, Lepenioti K, Apostolou D, Mentzas G. A Review of Data-Driven Decision-Making Methods for Industry 4.0 Maintenance Applications. *Electronics*. 2021; 10(7):828. <https://doi.org/10.3390/electronics10070828>
- Cengiz, Ç. (2019). Nonparametric estimation of a renewal function in the case of censored sample., *Bitlis Eren Universty Journal Science & Technolgy*, Y 9(2), 54–57.
- Shaheen BW, Németh I. Integration of Maintenance Management System Functions with Industry 4.0 Technologies and Features—A Review. *Processes*. 2022; 10(11):2173. <https://doi.org/10.3390/pr10112173>
- Davari N, Veloso B, Costa GdA, Pereira PM, Ribeiro RP, Gama J. A Survey on Data-Driven Predictive Maintenance for the Railway Industry. *Sensors*. 2021; 21(17):5739. <https://doi.org/10.3390/s21175739>
- Molęda M, Małysiak-Mrozek B, Ding W, Sunderam V, Mrozek D. From Corrective to Predictive Maintenance—A Review of Maintenance Approaches for the Power Industry. *Sensors*. 2023; 23(13):5970. <https://doi.org/10.3390/s23135970>
- C. Chen, H. Fu, Y. Zheng, F. Tao, Y. Liu The advance of digital twin for predictive maintenance: the role and function of machine learning *J. Manuf. Syst.*, 71 (2023), pp. 581-594, 10.1016/j.jmsy.2023.10.010
- Nunes P., Santos J., Rocha E. Challenges in predictive maintenance—A review *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, 40 (2023), pp. 53-67
- Gawde, S., Patil, S., Kumar, S. et al. A scoping review on multi-fault diagnosis of industrial rotating machines using multi-sensor data fusion. *Artif Intell Rev* 56, 4711–4764 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10243-z>
- Gawde et al., 2023 S. Gawde, S. Patil, V.C.S. Kumar, P. Kamat, K. Kotecha, A. Abraham Multi-fault diagnosis of Industrial Rotating Machines using Data-driven approach : a review of two decades of research *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 123 (2023), 10.1016/j.engappai.2023.106139

- Hassankhani Dolatabadi S, Budinska I. Systematic Literature Review Predictive Maintenance Solutions for SMEs from the Last Decade. *Machines*. 2021; 9(9):191. <https://doi.org/10.3390/machines9090191>
- Cheng X, Chaw JK, Goh KM, Ting TT, Sahrani S, Ahmad MN, Abdul Kadir R, Ang MC. Systematic Literature Review on Visual Analytics of Predictive Maintenance in the Manufacturing Industry. *Sensors*. 2022; 22(17):6321. <https://doi.org/10.3390/s22176321>
- N. Mendes, J. Geraldo Vidal Vieira, A. Patrícia Mano Risk management in aviation maintenance: a systematic literature review *Saf. Sci.*, 153 (2022), p. 105810, 10.1016/j.ssci.2022.105810
- S. B. Ramezani et al., "Scalability, Explainability and Performance of Data-Driven Algorithms in Predicting the Remaining Useful Life: A Comprehensive Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 41741-41769, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3267960.
- L. Xia, P. Zheng, X. Li, R.X. Gao, L. Wang Toward cognitive predictive maintenance: a survey of graph-based approaches *J Manuf Syst*, 64 (2022), pp. 107-120
- Li Q, Yang Y, Jiang P. Remote Monitoring and Maintenance for Equipment and Production Lines on Industrial Internet: A Literature Review. *Machines*. 2023; 11(1):12. <https://doi.org/10.3390/machines11010012>
- Imran MMH, Jamaludin S, Ayob AFM, Ali AAIM, Ahmad SZAS, Akhbar MFA, Suhrab MIR, Zainal N, Norzeli SM, Mohamed SB. Application of Artificial Intelligence in Marine Corrosion Prediction and Detection. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2023; 11(2):256. <https://doi.org/10.3390/jmse11020256>
- Fu S, Avdelidis NP. Prognostic and Health Management of Critical Aircraft Systems and Components: An Overview. *Sensors*. 2023; 23(19):8124. <https://doi.org/10.3390/s23198124>

- J. Leukel, J. González, M. Riekert Adoption of machine learning technology for failure prediction in industrial maintenance: a systematic review *J Manuf Syst*, 61 (2021), pp. 87-96, 10.1016/j.jmsy.2021.08.012
- Maurya, M., Panigrahi, I., Dash, D. et al. Intelligent fault diagnostic system for rotating machinery based on IoT with cloud computing and artificial intelligence techniques: a review. *Soft Comput* 28, 477–494 (2024). <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08255-0>
- E. Jovicic, D. Primorac, M. Cupic and A. Jovic, "Publicly Available Datasets for Predictive Maintenance in the Energy Sector: A Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 73505-73520, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3295113.
- Kaštelan N, Vujović I, Krčum M, Assani N. Switchgear Digitalization—Research Path, Status, and Future Work. *Sensors*. 2022; 22(20):7922. <https://doi.org/10.3390/s22207922>
- D’Amico et al., 2022 D’Amico R.D., Erkoyuncu J.A., Addepalli S., Penver S. Cognitive digital twin: An approach to improve the maintenance management *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 38 (2022), pp. 613-630, 10.1016/J.CIRPJ.2022.06.004
- S. Zhang, M. Luo, H. Qian, L. Liu, H. Yang, Y. Zhang, X. Liu, Z. Xie, L. Yang, W. Zhang A review of valve health diagnosis and assessment: Insights for intelligence maintenance of natural gas pipeline valves in China *Eng. Fail. Anal.*, 153 (2023), Article 107581, 10.1016/j.engfailanal.2023.107581
- Saini, K., Dhimi, S.S. & Vanraj Predictive Monitoring of Incipient Faults in Rotating Machinery: A Systematic Review from Data Acquisition to Artificial Intelligence. *Arch Computat Methods Eng* 29, 4005–4026 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09727-6>
- Stavroulakis GE, Charalambidi BG, Koutsianitis P. Review of Computational Mechanics, Optimization, and Machine Learning Tools for Digital Twins Applied to Infrastructures. *Applied Sciences*. 2022; 12(23):11997. <https://doi.org/10.3390/app122311997>

- Sanchez-Londono, D., Barbieri, G. & Fumagalli, L. Smart retrofitting in maintenance: a systematic literature review. *J Intell Manuf* 34, 1–19 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10845-022-02002-2>
- Durlik I, Miller T, Cembrowska-Lech D, Krzemińska A, Złoczowska E, Nowak A. Navigating the Sea of Data: A Comprehensive Review on Data Analysis in Maritime IoT Applications. *Applied Sciences*. 2023; 13(17):9742. <https://doi.org/10.3390/app13179742>
- Jaros, R., Byrtus, R., Dohnal, J. et al. Advanced Signal Processing Methods for Condition Monitoring. *Arch Computat Methods Eng* 30, 1553–1577 (2023). <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09834-4>
- Buffa S, Fouladfar MH, Franchini G, Lozano Gabarre I, Andrés Chicote M. Advanced Control and Fault Detection Strategies for District Heating and Cooling Systems—A Review. *Applied Sciences*. 2021; 11(1):455. <https://doi.org/10.3390/app11010455>
- Hodavand F, Ramaji IJ, Sadeghi N. Digital Twin for Fault Detection and Diagnosis of Building Operations: A Systematic Review. *Buildings*. 2023; 13(6):1426. <https://doi.org/10.3390/buildings13061426>
- Fernandes, M., Corchado, J.M. & Marreiros, G. Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: a systematic literature review. *Appl Intell* 52, 14246–14280 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03344-3>
- L. P. A. Nathan, R. R. Hemamalini, R. J. R. Jeremiah and P. Partheeban, "Review of condition monitoring methods for capacitors used in power converters", *Microelectron. Rel.*, vol. 145, Jun. 2023.
- Singh M, Srivastava R, Fuenmayor E, Kuts V, Qiao Y, Murray N, Devine D. Applications of Digital Twin across Industries: A Review. *Applied Sciences*. 2022; 12(11):5727. <https://doi.org/10.3390/app12115727>
- Thoppil, N.M., Vasu, V. & Rao, C.S.P. Deep Learning Algorithms for Machinery Health Prognostics Using Time-Series Data: A Review. *J. Vib. Eng. Technol.* 9, 1123–1145 (2021). <https://doi.org/10.1007/s42417-021-00286-x>

- Werbińska-Wojciechowska S, Winiarska K. Maintenance Performance in the Age of Industry 4.0: A Bibliometric Performance Analysis and a Systematic Literature Review. *Sensors*. 2023; 23(3):1409. <https://doi.org/10.3390/s23031409>
- Silva, A.J.; Cortez, P.; Pereira, C.; Pilastrri, A. Business analytics in Industry 4.0: A systematic review. *Expert Syst*. 2021, 38, e12741.
- Kashpruk N, Piskor-Ignatowicz C, Baranowski J. Time Series Prediction in Industry 4.0: A Comprehensive Review and Prospects for Future Advancements. *Applied Sciences*. 2023; 13(22):12374. <https://doi.org/10.3390/app132212374>
- Zhao J, Gao C, Tang T, Xiao X, Luo M, Yuan B. Overview of Equipment Health State Estimation and Remaining Life Prediction Methods. *Machines*. 2022; 10(6):422. <https://doi.org/10.3390/machines10060422>
- Hoffmann R, Reich C. A Systematic Literature Review on Artificial Intelligence and Explainable Artificial Intelligence for Visual Quality Assurance in Manufacturing. *Electronics*. 2023; 12(22):4572. <https://doi.org/10.3390/electronics12224572>
- Paramatmuni, C., & Cogswell, D. (2023). Extending the capability of component digital threads using material passports. *Journal of Manufacturing Processes*, 87, 245–259. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2023.01.032>
- Y. Zhang, L. Fang, Z. Qi and H. Deng, "A Review of Remaining Useful Life Prediction Approaches for Mechanical Equipment," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 23, no. 24, pp. 29991-30006, 15 Dec.15, 2023, doi: 10.1109/JSEN.2023.3326487.
- S. B. Ramezani et al., "Scalability, Explainability and Performance of Data-Driven Algorithms in Predicting the Remaining Useful Life: A Comprehensive Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 41741-41769, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3267960.
- M. Elmahallawy, T. Elfouly, A. Alouani and A. M. Massoud, "A Comprehensive Review of Lithium-Ion Batteries Modeling, and State of Health and

Remaining Useful Lifetime Prediction," in IEEE Access, vol. 10, pp. 119040-119070, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3221137.

- Masoumi M. Machine Learning Solutions for Offshore Wind Farms: A Review of Applications and Impacts. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2023; 11(10):1855. <https://doi.org/10.3390/jmse11101855>
- Riba J-R, Moreno-Eguilaz M, Bogarra S. Energy Harvesting Methods for Transmission Lines: A Comprehensive Review. *Applied Sciences*. 2022; 12(21):10699. <https://doi.org/10.3390/app122110699>
- Riba J-R, Moreno-Eguilaz M, Bogarra S. Energy Harvesting Methods for Transmission Lines: A Comprehensive Review. *Applied Sciences*. 2022; 12(21):10699. <https://doi.org/10.3390/app122110699>
- Y. Hu, X. Miao, et al. Prognostics and health management: a review from the perspectives of design, development and decision Reliab Eng Syst Safe, 217 (2022), Article 108063
- D. Bej and N. Chattaraj, Air pollution from vehicle-tailpipe emissions and diagnostic approaches through cyber-physical platform—a review. *Microprocess Microsyst*. 98, 104805 (2023).
- Gharib H, Kovács G. A Review of Prognostic and Health Management (PHM) Methods and Limitations for Marine Diesel Engines: New Research Directions. *Machines*. 2023; 11(7):695. <https://doi.org/10.3390/machines11070695>
- Chew MYL, Gan VJL. Long-Standing Themes and Future Prospects for the Inspection and Maintenance of Façade Falling Objects from Tall Buildings. *Sensors*. 2022; 22(16):6070. <https://doi.org/10.3390/s22166070>
- V. V. Shanbhag, T. J. J. Meyer, L. W. Caspers and R. Schlanbusch, "Failure Monitoring and Predictive Maintenance of Hydraulic Cylinder—State-of-the-Art Review," in IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, vol. 26, no. 6, pp. 3087-3103, Dec. 2021, doi: 10.1109/TMECH.2021.3053173.

- Araujo, A.F., Gôlo, M.P.S. & Marcacini, R.M. Opinion mining for app reviews: an analysis of textual representation and predictive models. *Autom Softw Eng* 29, 5 (2022). <https://doi.org/10.1007/s10515-021-00301-1>
- Bragança C, Souza EF, Ribeiro D, Meixedo A, Bittencourt TN, Carvalho H. Drive-by Methodologies Applied to Railway Infrastructure Subsystems: A Literature Review—Part II: Track and Vehicle. *Applied Sciences*. 2023; 13(12):6982.
- Brunner AJ. Structural Health and Condition Monitoring with Acoustic Emission and Guided Ultrasonic Waves: What about Long-Term Durability of Sensors, Sensor Coupling and Measurement Chain? *Applied Sciences*. 2021; 11(24):11648.
- Cengiz, M. S. (2019). The Relationship Between Maintenance Factor And Lighting Level In Tunnel Lighting. *Light Engineering*, 27(2), 42–51.
- Cengiz, M. S., Cengiz, Ç. (2018). Numerical Analysis Of Tunnel Led Lighting Maintenance Factor. *IJUM Engineering Journal*, 19(2), 154–163.
- Ferreira, C. Gonçalves G. Remaining Useful Life prediction and challenges: A literature review on the use of Machine Learning Methods *J Manuf Syst*, 63 (2022), pp. 550-562
- Mazzei D, Ramjattan R. Machine Learning for Industry 4.0: A Systematic Review Using Deep Learning-Based Topic Modelling. *Sensors*. 2022; 22(22):8641. <https://doi.org/10.3390/s22228641>
- Kostrzewski M, Melnik R. Condition Monitoring of Rail Transport Systems: A Bibliometric Performance Analysis and Systematic Literature Review. *Sensors*. 2021; 21(14):4710. <https://doi.org/10.3390/s21144710>
- Nguyen, K.T.P., Medjaher, K. & Tran, D.T. A review of artificial intelligence methods for engineering prognostics and health management with implementation guidelines. *Artif Intell Rev* 56, 3659–3709 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10260-y>
- Pedral Sampaio R, Aguiar Costa A, Flores-Colen I. A Systematic Review of Artificial Intelligence Applied to Facility Management in the Building

- Information Modeling Context and Future Research Directions. *Buildings*. 2022; 12(11):1939. <https://doi.org/10.3390/buildings12111939>
- Segovia Ramírez, I. García Márquez, F.P. Papaelias M. Review on additive manufacturing and non-destructive testing *J. Manuf. Syst.*, 66 (2023), pp. 260-286
- Xue, B., Xu, H., Huang, X. et al. Similarity-based prediction method for machinery remaining useful life: A review. *Int J Adv Manuf Technol* 121, 1501–1531 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00170-022-09280-3>
- Mumali, 2022 F. Mumali Artificial neural network-based decision support systems in manufacturing processes: a systematic literature review *Comput. Ind. Eng.*, 165 (2022), Article 107964
- Knebel et al., 2023 F.P. Knebel, R. Trevisan, G.S.d. Nascimento, M. Abel, J.A. Wickboldt A study on cloud and edge computing for the implementation of digital twins in the Oil & Gas industries *Computers & Industrial Engineering*, 182 (2023)
- H. Rahman, R. S. D’Cruze, M. U. Ahmed, R. Sohlberg, T. Sakao and P. Funk, "Artificial Intelligence-Based Life Cycle Engineering in Industrial Production: A Systematic Literature Review," in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 133001-133015, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230637.
- M. K. P. M. Ramees and M. W. Ahmad, "Advances in Capacitor Health Monitoring Techniques for Power Converters: A Review," in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 133540-133576, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3336986.
- Tang et al., 2021 Y. Tang, S. Dananjayan, C. Hou, Q. Guo, S. Luo, Y. He A survey on the 5G network and its impact on agriculture: Challenges and opportunities *Computers and Electronics in Agriculture*, 180 (2021), Article 105895
- S. Lu, J. Lu, K. An, X. Wang and Q. He, "Edge Computing on IoT for Machine Signal Processing and Fault Diagnosis: A Review," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 13, pp. 11093-11116, 1 July1, 2023, doi: 10.1109/JIOT.2023.3239944.

- Tahir, Y., et al.: A state-of-the-art review on topologies and control techniques of solid-state transformers for electric vehicle extreme fast charging. *IET Power Electron.* 14(9), 1560–1576 (2021). doi:<https://doi.org/10.1049/pe2.12141>
- Konstantinidis, Fotios K., Nikolaos Myrillas, Konstantinos A. Tsintotas, Spyridon G. Mouroutsos, and Antonios Gasteratos. “A Technology Maturity Assessment Framework for Industry 5.0 Machine Vision Systems Based on Systematic Literature Review in Automotive Manufacturing.” *International Journal of Production Research*, (2023), 1–37. doi:10.1080/00207543.2023.2270588.
- L. Erhan, et al. Smart anomaly detection in sensor systems: a multi-perspective review *Inf. Fusion*, 67 (2021), pp. 64-79, 10.1016/j.inffus.2020.10.001
- Karnik N., Bora U., Bhadri K., Kadambi P., Dhattrak P. A comprehensive study on current and future trends towards the characteristics and enablers of industry 4.0 *J. Ind. Inf. Integr.*, 27 (2022).
- Aldrini, J., Chihi, I. & Sidhom, L. Fault diagnosis and self-healing for smart manufacturing: a review. *J Intell Manuf* (2023). <https://doi.org/10.1007/s10845-023-02165-6>
- Aliyu R, Mokhtar AA, Hussin H. Prognostic Health Management of Pumps Using Artificial Intelligence in the Oil and Gas Sector: A Review. *Applied Sciences*. 2022; 12(22):11691. <https://doi.org/10.3390/app122211691>
- Arruda HM, Bavaresco RS, Kunst R, Bugs EF, Pesenti GC, Barbosa JLV. Data Science Methods and Tools for Industry 4.0: A Systematic Literature Review and Taxonomy. *Sensors*. 2023; 23(11):5010. <https://doi.org/10.3390/s23115010>
- Bofill J, Abisado M, Villaverde J, Sampedro GA. Exploring Digital Twin-Based Fault Monitoring: Challenges and Opportunities. *Sensors*. 2023; 23(16):7087. <https://doi.org/10.3390/s23167087>
- Bousdekis, Alexandros, Katerina Lepenioti, Dimitris Apostolou, and Gregoris Mentzas. “Data Analytics in Quality 4.0: Literature Review and Future

Research Directions.” *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 36, no. 5 (2023): 678–701.

Cengiz, M. S. (2019). Detection of Luminance Level Tolerance in Tunnel Lighting Systems by Maintenance Factor (Tünel Aydınlatma Sistemlerinde Aydınlik Düzeyi Toleransının Bakım Faktörüne Göre Saptanması). *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi*, 11(2), 432-441.

Elbouchikhi E, Zia MF, Benbouzid M, El Hani S. Overview of Signal Processing and Machine Learning for Smart Grid Condition Monitoring. *Electronics*. 2021; 10(21):2725. <https://doi.org/10.3390/electronics10212725>

Jamwal A, Agrawal R, Sharma M, Giallanza A. Industry 4.0 Technologies for Manufacturing Sustainability: A Systematic Review and Future Research Directions. *Applied Sciences*. 2021; 11(12):5725. <https://doi.org/10.3390/app11125725>

Ke Feng, J.C. Ji, Qing Ni, Michael Beer, A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 182, 1 January 2023, 109605, <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2022.109605>.

Kavindu Ranasinghe, Roberto Sabatini, Alessandro Gardi, Suraj Bijjahalli, Rohan Kapoor, Thomas Fahey, Kathiravan Thangavel, Advances in Integrated System Health Management for mission-essential and safety-critical aerospace applications, *Progress in Aerospace Sciences*, Volume 128, 1 January 2022, 100758,

Nankya M, Chataut R, Akl R. Securing Industrial Control Systems: Components, Cyber Threats, and Machine Learning-Driven Defense Strategies. *Sensors*. 2023; 23(21):8840. <https://doi.org/10.3390/s23218840>