

T.C.

EGE ÜNİVERSİTESİ

Fen Bilimleri Enstitüsü

**Rotorlu Yağlı Tip Bir Vakum Pompası için Makine Öğrenimi
Algoritması Kullanan IoT Destekli Kestirimci Bakım Uygulaması
Geliştirilmesi**

Eyüp YILDIRIM

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Mustafa ENGİN

Mekatronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Mekatronik Mühendisliği Bilim Dalı

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Mekatronik Mühendisliği Yüksek Lisans Programı

İzmir

2023

Eyüp YILDIRIM tarafından Yüksek Lisans tezi olarak sunulan “**Rotorlu Yađlı Tip Bir Vakum Pompası için Makine Öğrenimi Algoritması Kullanan IoT Destekli Kestirimci Bakım Uygulaması Geliştirilmesi**” başlıklı bu çalışma EÜ Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliđi ile EÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Eğitim ve Öğretim Yönergesi'nin ilgili hükümleri uyarınca tarafımızdan değerlendirilerek savunmaya değeri bulunmuş ve 12.07.2023 tarihinde yapılan tez savunma sınavında aday oybirliđi ile başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri:

İmza

Jüri Başkanı : Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Engin

.....

Raportör Üye : Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin Yürdem

.....

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Taner Akkan

.....

EGE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

EÜ Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin ilgili hükümleri uyarınca Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “**Rotorlu Yağlı Tip Bir Vakum Pompası için Makine Öğrenimi Algoritması Kullanan IoT Destekli Kestirimci Bakım Uygulaması Geliştirilmesi**” başlıklı bu tezin kendi çalışmam olduğunu, sunduğum tüm sonuç, doküman, bilgi ve belgeleri bizzat ve bu tez çalışması kapsamında elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara atıf yaptığımı ve bunları kaynaklar listesinde usulüne uygun olarak verdiğimi, tez çalışması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını, bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya diğer bir üniversitede başka bir tez çalışması içinde sunmadığımı, bu tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda bilimsel etik kurallarına uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

12 / 07 / 2023

İmzası

Eyüp Yıldırım

ÖZET

Rotorlu Yağlı Tip Bir Vakum Pompası için Makine Öğrenimi Algoritması Kullanan IoT Destekli Kestirimci Bakım Uygulaması Geliştirilmesi

YILDIRIM, Eyüp

Yüksek Lisans Tezi, Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğretim Üyesi Mustafa ENGİN

Haziran 2023, 91 sayfa

Bu tezde vakum pompası mekanizması incelenmiş ve çalışma performansını etkileyen parametreler belirlenmiştir. Bu parametrelerden toplanan veriler ile makine öğrenme modeli oluşturulmuş, IoT destekli kestirimci bakım uygulaması yapılmıştır. Kestirimci bakım uygulaması sayesinde, pompa vakum performansının azalması engellenmiş ve tam zamanında bakım yapılarak küçük arızalar büyümeden giderilip, bakım maliyetleri azaltılmıştır.

Vakum pompasının çalışma performansını etkileyen parametreler titreşim, basınç, akım, sıcaklık ve nem değerleridir. Pompanın sağlıklı çalışma durumundan arıza yapana kadar ki periyotda sensörlerden toplanan verilerdeki değişimler incelenmiş ve arıza sebepleri ile ölçüm sonuçları gruplandırılmıştır.

Makine öğrenmesi algoritması olarak k-NN en yakın komşular algoritması kullanılmıştır. Gruplandırılmış veriler algoritmada öğretici ve test verileri olarak kullanılmıştır. Pompadan toplanan veriler makine öğrenme algoritmasında işlenip pompanın durumu izlenmiş, meydana gelebilecek muhtemel arıza ve çözümleri için kullanıcıya bilgi gönderilmiştir.

Anahtar sözcükler: Kestirimci bakım, makina öğrenmesi, IoT, k-NN algoritması, vakum pompası.



ABSTRACT

Developing an IoT Supported Predictive Maintenance Application Using Machine Learning Algorithm for a Rotor Oily Vacuum Pump

YILDIRIM, Eyüp

MSc in Mechatronics Eng.

Supervisor: Assistant Professor Dr. Mustafa ENGİN

June 2023, 91 pages

In this thesis, the vacuum pump mechanism was examined and the parameters affecting the working performance were determined. A machine learning model was created with the data collected from these parameters. Then and IoT supported predictive maintenance application, the decrease in the vacuum performance of the pump has been prevented. By performing just in time maintenance minor faults are eliminated before they grow and maintenance cost reduced.

The parameters affecting the working performance of the vacuum pump are vibration, pressure, current, heat and humidity. Data were collected with sensors in the periods from the healthy working conditions of the pump to the failure of the pump. The changes in the data were examined and the reasons for the failures and the measurement results were grouped.

The k-NN nearest neighbors algorithm was used as the machine learning algorithm. Grouped data were used as tutorial data in the algorithm. The data collected from the pump was processed in the machine learning algorithm and the pump status was monitored. An e-mail sent to user for malfunctions and solitions.

Keywords: Predictive maintenance, machine learning, IoT, k-NN algorithm, vacuum pump.

ÖNSÖZ

Bu tez endüstriyel üretim tesislerinde kullanılan makine ve ekipmanların makine emniyet talimatlarını gerçekleştirmek, sağlıklı kullanım ömrünü uzatmak ve arıza zamanını tahmin edip tam zamanında bakımını yapmak için hazırlanmıştır. Tam zamanında yapılan bakım faaliyetleri sayesinde gereksiz parça değişimlerinin ve arıza duruş sürelerinin önüne geçilmesi sağlanmış, plansız duruş sürelerinin önüne geçilmiştir.

Tez içeriğinde geleneksel bakım teknikleri ve makine öğrenme algoritmaları incelenmiş, k-NN en yakın komşular algoritması ile makine öğrenme modeli tasarlanmış ve deneysel ölçümler ile makine öğrenme modeli oluşturulmuştur.

Tez üretim esnasında vakum pompası çalışma mekanizması incelenmiş, çalışma performansını etkileyen parçalar tespit edilmiş ve hangi arıza çeşitlerine sebep olduğu deneysel olarak tespit edilmiştir. Makine öğrenme algoritması pompanın arıza durumuna geçtiğinde arıza tanımını ve bakımı için yapılacak işlemi kullanıcıya bildirmiştir.

İZMİR

12/07/2023

Eyüp Yıldırım



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
İÇ KAPAK.....	(i)
KABUL ONAY SAYFASI.....	(iii)
ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI.....	(v)
ÖZET.....	(vii)
ABSTRACT.....	(ix)
ÖNSÖZ	(xi)
İÇİNDEKİLER DİZİNİ	(xiii)
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	(xix)
TABLolar DİZİNİ	(xxvi)
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	(xxviii)
1. GİRİŞ	1
1.1 Bakım Yaklaşımları	2
1.1.1 Plansız Bakım	3
1.1.2 Planlı Bakım.....	5
1.2 Kestirimci Bakım ve Kestirimci Bakım Yöntemleri.....	9
1.2.1 Titreşim Analizi	11

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
1.2.2 Yağ Analizi	14
1.2.3 Termal İzleme	15
1.2.4 Ultrasonik İzleme	16
1.2.5 Motor Akımı İzleme.....	18
2. VAKUM POMPASI VE TÜRLERİ	19
2.1 Vakum Pompası	19
2.2 Vakum Pompası Tarihi	19
2.3 Vakum Pompası Türleri	21
2.3.1 Pozitif Deplasman Pompası	22
2.3.2 Döner Pompa.....	23
2.3.3 Momentum Transfer Pompası.....	24
2.3.4 Tuzak Pompası	26
3.MAKİNE ÖĞRENMESİ	28
3.1 Makine Öğrenmesi Yaklaşımı	28
3.1.1 Yapay Zeka	29
3.1.2 Veri Madenciliği	29

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
3.1.3 Optimizasyon ve Genelleme	30
3.1.4 İstatistikler.....	31
3.2 Makine Öğrenmesi Teorisi.....	31
3.2.1 Denetimli Öğrenme	32
3.2.2 Denetimsiz Öğrenme	33
3.2.3 Pekiştirmeli Öğrenme.....	34
3.3 Makine Öğrenmesi Teknikleri	34
3.3.1 Sınıflandırma.....	35
3.3.2 Regresyon.....	35
3.3.3 Makine Öğrenmesi İçin Veri Ön İşlemleri.....	36
3.4 Makine Öğrenme Algoritmaları.....	37
3.4.1 Lineer Regresyon	37
3.4.2 Destek Vektör Makineleri.....	40
3.4.3 Karar Ağaçları.....	45
3.4.4 Rastgele Orman Algoritması.....	47

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
3.4.5 Evrişimli Sinir Ağı Algoritması	47
3.4.6 En Yakın K Komşu Algoritması(k-NN)	53
4. MATERYAL VE METHOD	57
4.1 Materyal	57
4.1.1 Vakum Pompası	57
4.1.2 Sensörler.....	59
4.1.3 Mikroişlemciler	63
4.2 Method	65
4.2.1 Deneysel Kurulum	65
4.2.2 Veri Toplama	66
4.2.3 K-NN Algoritması Çalışması.....	67
4.3 Kestirimci Bakım Metodoloji	70
4.3.1 Rulman Bozulmasının Titreşim Arızasına Etkisi Deneyi	72
4.3.2 Vakum Yağı Arızasının Basınca Etkisi Deneyi	74
4.3.3 Fan Bozulmasının Sıcaklık Değişimine Etkisi Deneyi	76
4.3.4 Rulman Bozulmasının Motor Akımı Değişimine Etkisi Deneyi	77
5. BULGULAR VE TARTIŞMA	79

6. SONUÇ VE ÖNERİLER	84
KAYNAKLAR DİZİNİ	86
TEŞEKKÜR.....	90
ÖZGEÇMİŞ	91





ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
1.1. Bakım Modelleri.....	2
1.2 Kestirimci Bakım Akış Şeması	9
1.3 Kestirimci Bakım İş Akışı Şeması	10
1.4 Kestirimci Bakım Yöntemleri Önem Sırası	11
1.5 Titreşime Bağlı Gerçekleşen Arızalar	11
1.6 Dalga Formlarının Basit Sinus Formlara Ayrılması.....	12
1.7 Titreşim Analizi Yapılacak Yerler	12
1.8 Bobinleri Yanan Motor	13
1.9 Motorun Bakımlarının Yapılması	13
1.10 Yağ İçerisindeki Metal Partikülleri İzleme Sensörü.....	15
1.11 Termal izleme ile Kestirimci Bakım Uygulaması	16
1.12 Yağlanmamış Rulman Ses Frekansı	17
1.13 Yağlanmış Rulman Ses Frekansı.....	17
1.14 Ultrason ile Kaçak Testi	18
1.15 Akustik Yağlama Adaptörü	18

ŞEKİLLER DİZİNİ(devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
2.1. Yağlı Tip Vakum Pompası	19
2.2 Su Tulumbası.....	20
2.3 Francis Hauksbee İki Piston Kremayer ve Pinyon Tasarımı.....	20
2.4 Heinrich Geissler Havası Alınmış Cam Tüp Deneyi	21
2.5 Pozitif Deplasman Çalışma Prensibi	22
2.6 Pozitif Deplasman Pompaları.....	23
2.7 Kanatlı Döner Pompaya Ait Şematik Çizimi	24
2.8 Difüzyon Pompasının Şematik Çizimi.....	25
2.9 Difüzyon Pompası	25
2.10 Turbomoleküler Pompa.....	26
2.11 Turbomoleküler Pompa Şematik Çizimi.....	26
2.11 Tuzak Pompaları.....	27
3.1. Makine Öğrenmesi	29
3.2 Veri Madenciliği Süreci	30
3.3 Makine Öğrenmesi Yaklaşımları.....	32
3.4 Denetimli Öğrenme	32
3.5 Denetimsiz Öğrenme.....	33

3.6	Denetimli ve Denetimsiz Öğrenme	33
3.7	Pekiştirmeli Öğrenme- Markov Karar Süreci	34
3.8	Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Çeşitleri.....	35
3.9	Regresyon Uygulaması.....	35
3.10	Lineer Regresyon Grafiği.....	38
3.11	Lineer Regresyon – Maaş Deneyim Grafiği.....	39
3.12	Destek Vektör Makineleri	41
3.13	Hard Margin ve Soft Margin	42
3.14	Farklı Hiperparametrelerde SVM Grafikleri.....	42
3.15	Polynomial Kernel ile Boyut Artırma	43
3.16	Farklı parametrelerde Gaussian RBF (Radial Basis Function) Kernel.....	44
3.17	Karar Ağacı Yapısı.....	45
3.18	Rastgele Orman ve Tek Karar Ağacı Karşılaştırması	47
3.19	Convolutional Neural Network – Görüntü İşleme	48
3.20	CNN Algoritma Filtreleri	49
3.21	ReLU Fonksiyon Grafiği.....	50
3.22	Pooling Teknikleri.....	50

ŞEKİLLER DİZİNİ(devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
3.23 Tam Bağlantılı Katman	51
3.24 Tek Gizli Katmanı Bulunan İleri Beslemeli Ağ Tasviri.....	51
3.25 Tekrarlayan Sinir Ağı Yapısı (RNN)	52
3.26 Uzun Kısa Bellek Mimarisi	53
3.27 Ham Verinin Komşu Verilere Uzaklığı.....	53
3.28 K Değer Seçimi	54
3.29 A-B Arası Öklit Mesafesi.....	55
3.30 Yeni Veri noktası ve En Yakın Komşu Noktaları	55
4.1 Rotorlu Yağlı Tip Vakum Pompası.....	57
4.2 Vakum Pompası Çalışma Prensibi	58
4.3 Arıza Giderme Sırasında Dahil Olabilecek Parçaların Gösterimi.....	58
4.4 Bakımı Yapılan R5 RC 0040 Vakum Pompası Demontaj İşlemi	59
4.5 DFRobot Piezo Titreşim Sensörü.....	60
4.6 MPS20N0040D-D 0-40kPa Basınç Sensörü DIP-6	61
4.7 ACS712 Akım Sensörü Kartı	62
4.8 AHT10 Sıcaklık-Nem Sensörü Kartı	62

ŞEKİLLER DİZİNİ(devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
4.9 Arduino UNO R3	63
4.10 Raspberry Pi 4 Model B - 2GB	64
4.11 Sensörlerin Vakum Pompasına Yerleşimi.....	66
4.12 Veri Toplama Süreci	67
4.13 K-NN Akış Diagramı	68
4.14 Kestirimci Bakım Sisteminin Genel Şeması	70
4.15 Rulman Dağılmasının Titreşim Arızasına Etkisi.....	73
4.16 Rulmanı Dağılan Vakum Pompası	74
4.17 Balansı Bozulan Motor Mili Ekseni Kaçması.....	74
4.18 Vakum Yağı Seviyesinin Basınç Üzerine Etkisi	75
4.19 Pompa Paletlerindeki Aşınma	75
4.20 Fan Deformasyonunun Pompa Sıcaklığına Etkisi.....	76
4.21 Pervanesi Kırılan Fan	77
4.22 Conta ve Sızdırmazlık Elemanlarının Deforme Olması.....	77
4.23 Rulman Dağılmasının Motor Akımı Üzerine Etkisi.....	78
5.1 Arızalı Rulmanların Değişimi	80

ŞEKİLLER DİZİNİ(devam)

Şekil

Sayfa

5.2 Kırık Fan ve Yüke Binmiş Rotor Deformasyonu..... 81





TABLolar DİZİNİ

<u>Tablo</u>	<u>Sayfa</u>
1.1 Planlı ve Plansız Bakım Karşılaştırması (İşlem/Çıktı).....	3
1.2 Planlı ve Plansız Bakım Karşılaştırması (Altyapı).....	3
4.1 Piezo Titreşim Sensörü Teknik Özellikleri	60
4.2 MPS20N0040D-D Basınç Sensör'ü DIP-6 Teknik Özellikleri.....	61
4.3 ACS712 Akım Sensörü'nün Teknik Özellikleri.....	62
4.4 AHT10 Sıcaklık-Nem Sensörü Kartı Teknik Özellikleri	63
4.5 Arduino Uno Teknik Özellikleri	63
4.6 Raspberry Pi 4 2 GB Kartın Teknik Özellikleri	64
4.7 Sekiz Adet Durumu Bilinen Veri Gösterimi	68
4.8 Arıza Teşhisi ve Yapılacak İşlem Menüsü	72
5.1 Pompa Sağlam Çalışması Sırasında Sensörlerden Ölçülen Değerler	79
5.2 Rulman Arızalı Olduğunda Sensörlerden Ölçülen Değerler	80
5.3 Fan Arızalı Olduğunda Sensörlerden Ölçülen Değerler	81
5.4 Vakum Yağı Azalması Durumunda Sensörlerden Ölçülen Değerler	82
5.5 Pompa Bakım Maliyeti	83



SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<u>Simgeler</u>	<u>Açıklama</u>
<i>A</i>	Amper
<i>Hz</i>	Herz
<i>Pa</i>	Paskal
<u>Kısaltmalar</u>	
PLC	Programlanabilir mantıksal denetleyici
TBN	Toplam baz sayısı
TAN	Toplam asit sayısı
MSE	Ortalama karesel hata
SVM	Destek vektör makinaları
RBF	Radyal tabanlı fonksiyon
CNN	Evrişimli sinir ağı
ReLU	Doğrultulmuş doğrusal birim
RNN	Tekrarlayan sinir ağı
LSTM	Uzun kısa süreli bellek
K-NN	En yakın K komşu
IS	Giriş ekranı
EF	Egzoz filtresi

FV	Şamandra valfi
GB	Gaz valfi
CPU	Merkezi işlem birimi
ADC	Analog-Dijital dönüştürücü





1. GİRİŞ

İnsanoğlunun ihtiyaçlarına karşılıklı verebilmesi amacıyla sanayileşme yarışının başlaması; makine teknolojisinin gelişmesine, doğal sonucu olarak makine bakım kavramının literatürdeki yerini almasını sağlamıştır. İlk dönemlerde herhangi bir sisteme bağlı olmadan anlık olarak gerçekleşen bakım onarım faaliyetleri, hızlı tüketim mallarına talebi karşılamakta zorlanan tesislerde üretim hatlarındaki duruş süreleri azaltılması için sistematik olarak uygulanmaya; istatistiksel ve tecrübelerine dayalı bakım stratejileri oluşturulmaya başlanmıştır.

PLC'nin keşfi ve haberleşme protokollerinin makine endüstrisindeki yerlerini almaları sonrasında, otonom çalışabilen makineler üretim miktarlarındaki ciddi artışı sağlamıştır. Bu durum, üretim hatlarındaki duruş süresi telafisini daha zor hale getirmenin yanı sıra yedek parça ve makine bakım giderlerini de artırmıştır. Hat duruş süresi ve bakım giderlerini azaltmak için bakıma yönelik tasarım ve uygulamaların önemi daha da önemli hale gelmiştir.

Arıza durumunda yapılan bakım onarım çalışmaları üretim planlarını aksatmakta ve yeniden işlenmesi gereken ürün miktarını artırmaktadır. Arıza anında yapılan bakım çalışmaları bakım tekniklerinden biri olsa da günümüz koşulları makine arıza yapmadan müdahale anlayışı daha çok tercih edilmektedir. Bu sayede makineden en yüksek verim almak ve beklenmedik arızalarda zaman ve üretim kayıplarını engellemek amaçlanır. Çalışan sistemden aldığımız verileri işleyip yorumlayarak makinelerde durum izlemeye yönelik arıza zamanının tahmin etme yöntemine kestirimci bakım tekniği denir. Kestirimci bakımın amacı, makine çalışır durum da iken, sağlıklı çalışma koşullarını sağladığı süreçten arızaya geçtiği sürece kadar performansını izlemek, makinenin bozulmaya başlayacağı zamanı önceden tahmin etmektir. Bu teknik sayesinde beklenmedik arızaların önüne geçerek makine duruş sürelerini azaltmak, üretim planlarını aksatmamak, kalite standartlarını korumak ve yedek parça depolama maliyetlerini düşürmek amaçlanır. Araştırmalara göre kestirimci bakım uygulayan firmaların işletmelerinde aşağıdaki yararları gördüğü belirlenmiştir:

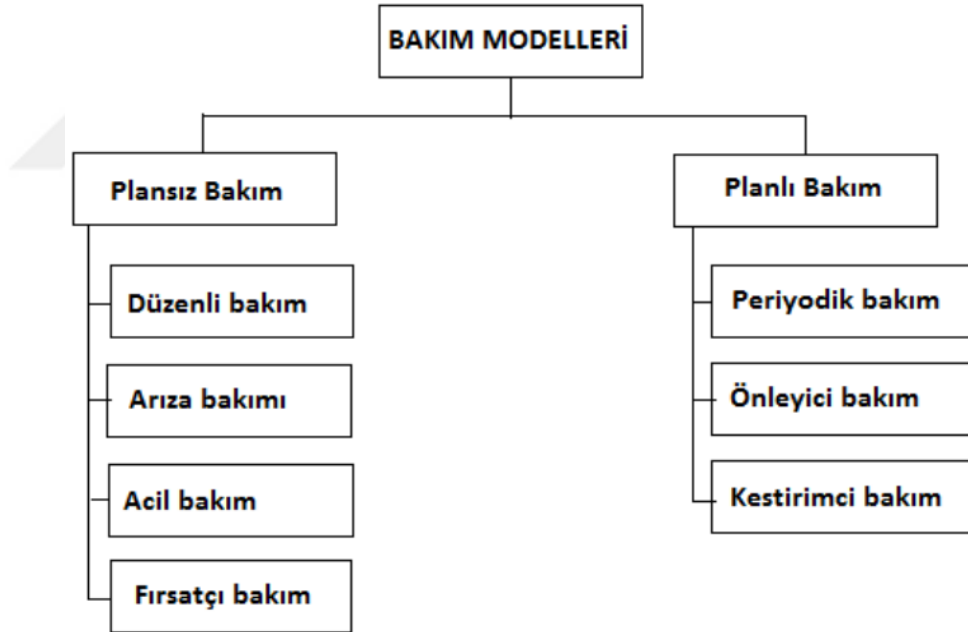
- Bakım faaliyetlerinde azalma oranı (%25-30).
- Bozulmalarda azalma oranı (%35-45).
- Üretim artış miktarı (%20-25).
- Yatırımların geri dönüş oranı: 10 kat artmıştır (Tabak vd., 2020).

Bu çalışmada, klasik bakım yöntemleri kestirimci bakım teknikleri ile desteklenecek, sensörlerden alınan veriler işlenerek, makine öğrenmesi teknikleri sayesinde arıza sürelerini yeteri kadar zaman öncesinden tespit edilecek ve makine arıza vermeden önce müdahale edilecektir.

1.1. Bakım Yaklaşımları

Üretim tesislerinde kullanılan her ekipman, çalışma koşulları ve faydalı kullanım ömürlerinin azalmasından dolayı üretim hızında ve ürün kalitesinde istenen seviyenin altında kalmaktadır. Bakım ekipleri bu durumu ortadan kaldıramasa bile en az seviyede etkilenmek için kendi üretim hatlarına göre bakım stratejileri oluşturmak durumdadır (Mertoğlu, 2002).

Bakım maliyetleri fabrikanın büyüklüğüne ve uygulanan bakım stratejilerine göre değişiklik göstermektedir. Günümüzde yedek parça maliyetleri ve kalifiye personel yetersizlikleri üretim tesislerini zor durumda bırakmakla beraber bakım kavramının popülaritesinin artmasına sebep olmuştur. Tesisin iyi analiz edilmesi ile uygun bakım stratejilerinin oluşturulup uygulanması sayesinde bakım operasyonlarını kontrol altında tutmak amaçlanmaktadır. Bakım yöneticileri Şekil 1.1’de gösterilen bakım modellerini tesis şartlarına göre modifikasyonlar ile uygulanmaya çalışmaktadırlar. Bakımları ihmal etmek ve kullanım ömürlerin sonuna gelmiş yedek parçaları değiştirmemek, bakım giderlerini azalmış gibi gösterse de arıza durumunda daha ciddi kayıplara sebep olabilir (Sönmez ve Baysakoğlu, 1996).



Şekil 1.1: Bakım modelleri (Aves, 2018).

Bakım çalışmaları belirlenirken kritik nokta üretim süreçlerini analiz edip, bakımı yapılacak makineler hakkında teknik bilgiye hâkim ve donanıma sahip olunmasıdır. Bu hususta bakım yöntemleri temel olarak plansız ve planlı bakım olarak iki ana grupta toplanır. Planlı şekilde belirli periyotlarda ve önceden belirlenen zaman aralıklarına sadık kalınarak yapılan bakıma planlı bakım denir. Herhangi bir bakım stratejisi ve methoduna bağlı olmadan üretimin

devamını sağlamak için pratik çözümler üreten bakım ise plansız bakımdır. Bu iki ana bakım yönteminin karşılaştırılması Tablo 1.1 ve Tablo 1.2’de gösterilmektedir.

Tablo 1.1: Planlı ve plansız bakım karşılaştırması (işlem / çıktı) (Aves, 2018).

Sıra	Parametreler	Plansız bakım	Planlı bakım
1	Arızalar	Yüksek	Düşük
2	Kesinti	Yüksek	Düşük
3	Ürün çıktısı	Düşük	Yüksek
4	Bakım masrafları	Yüksel	Düşük
5	Ekipman / tesisin güvenilirliği	Düşük	Yüksek
6	Tesis / ekipman mevcudiyeti	Düşük	Yüksek
7	Ekipman / tesis yüzdesinin kullanımı	Düşük	Yüksek
8	Yedeklerin kontrolü ve stok kontrolü	Yok	Var
9	Arıza / arıza için önceden uyarı	Yok	Mümkün

Tablo 1.2: Planlı ve plansız bakım karşılaştırması (altyapı) (Aves, 2018).

Sıra	Parametreler	Plansız bakım	Planlı bakım
1	Bakım işgücü boyutu	Küçük	Geniş
2	İşgücünün teknik seviyesi	Düşük	Yüksek
3	Gerekli özel ekipman	Yok	Var
4	Gerekli uzman hizmetleri	Yok	Var
5	Özel laboratuvar kurulumuna ihtiyaç var	Yok	Var
6	Bilgisayar yedekleme gerekli	Yok	Var
7	Personelin özel eğitimi	Yok	Var
8	Altyapı maliyetinin maliyeti	Düşük	Yüksek

Bakım yöntemlerinden hangisinin hangi süreçte uygulanacağına sistemin yapısı, teknik kadronun sayısı ve yetkinliği, maliyetler ve yönetim kararları ile önceden planlanır.

1.1.1. Plansız Bakım

Tesis içerisindeki sistemlerde, üretim hatlarında veya tek çalışan makinalarda arıza çıktıkça yapılan bakımdır. Plansız bakım genellikle kolay ulaşılabilir yerlerde ve piyasadan yedek parça ve ustasının temin edilebileceği, düşük maliyetli makinalarda uygulanmaktadır. Plansız bakım faaliyetleri beklenmedik arıza durumlarda uygulanmasının yanında 3 farklı katogorize edilen bakım faaliyetlerini de beraberinde kapsamaktadır. Bu bakım faaliyetleri arıza durumunda yapılsa da bakımı daha temel ve basit olduğu için makine operatörlerine bırakılmıştır. Bu

yöntem bakım-onarım esnasında üretim kayıplarına neden olduğu için ve kalite standartlarını tehlikeye sokmaktadır. Ek olarak arıza esnasında parkurdaki diğer makinelere de zarar verme tehlikesinden dolayı zorunlu kalmadıkça tercih edilmemektedir.

1.1.1.1. Düzenli bakım

Yağ kontrolü, temizleme, kalibrasyon ve kontrol gibi makine ekipmanlarına iş başında ve sonunda plana bağlı kalmadan düzenli yapılan bakım faaliyetlerini belirtmektedir. Genellikle bakım personeline gerek kalmadan makinayı kullanan personeller tarafında iş emirine gerek duyulmayan bakım faaliyetlerini kapsar.

1.1.1.2. Arıza Bakımı

Bakım faaliyetleri makinenin beklenmedik arızaları sonucunda yapılır. Makine bozulana kadar çalışmasına izin verilir. Makine arızalanması sonucu bakım personeli gerekli bakımlarını yapıp arıza sebeplerini ortadan kaldırır. Üretim esnasında ürün ve zaman kaybına sebep olmakla beraber yedek parça maliyetleri de yüksek olur.

1.1.1.3. Acil bakım

Acil yapılması gereken arızı bir arıza sonucu uygulanır. Bu yöntemde makinenin bir an önce çalışır hale gelmesi için pratik çözümler üretilmesi beklenir. Küçük müdahaleler yapılarak üretimin devamını sağlamak için geçici olarak gerçekleşir.

1.1.1.4. Fırsatçı bakım

Bakım ve değiştirme kararlarının sistemin geri kalanının durumuna bağlı olduğu bir koşula dayalı bakım biçimi olarak tanımlanır. Birden çok parçanın bulunduğu bir sistemde çalışmayan parçalar üretimin çalışmasını engellemiyorsa müdahale için beklenir. Üretimin düzgün çalışmasını engelleyen parça bakımı için makine kaldırıldığında, arızalı parçaların da bakımlarının yapılması durumudur.

Bu bakım yönteminde bakım ekibi üretim durmalarını bekler ve bu zaman içerisinde bakım çalışmalarını bitirmeye çalışırlar.

Plansız Bakımın Olumsuz Yönleri:

- Arıza gerçekleşme zamanı belli değildir.

- Makine parçası beklenmedik şekilde bozulduğunda veya bozulmanın farkedilmediğinde makinenin kontrolden çıkması ve operatöre zarar verme durumu olabilir.
- Makine deforme olup duruncaya kadarki süreçte ürüne yabancı madde karışması ürün kayıplarına hatta farkedilmezse son kullanıcıda sorunlara sebep olabilir.
- Yedek makinenin bulunmadığı bir üretimde oluşacak beklenmedik arızalar sonucunda üretim kaybına ve üretim planlamasında gecikmelere sebep olabilir.

1.1.2. Planlı Bakım

Planlı bakım arıza sürelerini ve arıza kayıplarını engellemek için önceden planlanan periyotlarda bakım yapılması yöntemidir. Planlı bakım makinaların ömrünü uzatmak için arıza sebepleri gözlemlenir ve bu durumun önüne geçmek için bakım yöntemi oluşturulur. Bu işlem basamakları planlanır ve belgelenir.

Sürekli kontroller, yedek parça ve malzeme kontrolü bakım prosedürlerinin ve yöntemlerin takibi ve güncel tutulması planlı bakım yönetim süreçleridir. Üretilen ürün miktarı; makinaların çalışma sayısı, harcanan işgücü dahil ölçülebilir parametrelere bağlıdır. Bir planlı bakım takvimi oluşturulduktan sonra bu parametreler karşılaştırılıp raporlar çıkartılmalı aynı zamanda stok ve takibini istatistiksel olarak tutmak faydalı olacaktır. Bu nedenle planlı olarak yapılan bakım onarım faaliyetleri iyi bir stok takibi gerektirir.

Planlı bakım yönteminin devamlılığını sağlayan işlemler aşağıda özetlenmiştir:

- Bakımı yapılacak makine ekipman takvimlendirilmesi.
- Makine ekipmanlarda yapılması gereken bütün bireysel görevlerin eksiksiz yapılması ve bunların takip edilerek kayıt altında tutulması.
- Bakım görevlerinin ne zaman ve hangi gözlemler sonucu yapılması gerektiğini gösteren program listesi.
- Programda listelenen aksiyonların alınması için bakım metodolojisi.
- Kayıt altına alınmış arıza ve bakım sürelerini değerlendirmek için yöntem hazırlanmalıdır.

Planlı bakımın tipik 3 adet uygulaması vardır:

1. Periyodik Bakım
2. Önleyici Bakım
3. Kestirimci Bakım

1.1.2.1. Periyodik Bakım

Makine envanterin sağlıklı kullanım ömürlerini uzatmak ve arızı bakım duruş sürelerini azaltmak amacıyla önceden belirlenen bir zaman periyotlarında düzenli olarak bakım onarım faaliyetlerinin icraasıdır. Periyodik bakım yanında sıkça rastlanılan koruyucu bakım ise,

planlanan zamanların dışında ihtiyaçlar doğrultusunda ve basit seviyede, rutin yapılan bakım işleridir. Periyodik bakım kapsamında değerlendirilebilir.

Periyodik bakım aksiyonları iki aşamalı olarak sürdürülür:

- 1- Üretim duruşuna sebep olabilecek makine envanterin düzenli takibi ve deformasyonların önceden tespit edilmesi.
- 2- Arızaları gidermek amacıyla hazırlık yapılması ve hasar, makine durdurma aşamasına gelmeden uygun bakım operasyonlarının yapılması.

Periyodik bakım faaliyetleri şu şekilde sıralanabilir:

- Yağ kontrolü,
- Temizlik işleri,
- Durum muayenesi,
- Kalibrasyon ve ayar yapılması,
- Planlı bakım ve onarımlar,
- Planlı revizyonlar,
- Planlı yedek parça değişimleri.

Periyodik bakımın faydaları;

- Arıza duruş sürelerindeki azalmalardan dolayı duruş süreleri daha kontrol edilebilir ve üretim hatlarının çalışma periyodları artar. Üretim miktarı ve ürün kalite standartları korunur, bakım duruş zamanları planlı şekilde ayarlanabilir.
- Makine ve ekipmanların ayar ve kalibrasyonları arıza olmadan yapılacağı için üretim devamlılığı sağlanır, kusurlu ürün azalacağı için birim maliyet düşer.
- Arıza bakımları yerine standart kontrol, ayar ve bakımlar yapılacağı için düzenli ve kontrol edilebilir üretim alanı sağlanır.
- Bakım giderleri uzun vadede azalır; çünkü kontrol sonucu değişen yedek parçalar nedeniyle kısa vadede bakım giderlerini artırmış gözükse de ileri süreçte daha büyük çapta oluşacak arızalar önüne geçilir ve büyük bakım masrafları önlenir.
- Makine ekipmanın öngürülen faydalı ömründen daha önce yıpranmasına engel olur ve yeni yatırım maliyetlerinin geciktirilmesini sağlar.
- Yedek parça ve sarf malzeme stok kontrolünün yapılmasını sağlar.
- Bakım giderlerinin çok olduğu ekipmanlar analiz edilebilir ve sebeplerinin önüne geçmek için strateji oluşturulabilir.

Periyodik bakımın dezavantajları;

- Henüz arıza yapmamış, bir süre daha kullanılacak malzemelerin değişimi ve üretim akışının durdurulması.
- Fazla sayıda bakım personelinin istihdam edilmesi.
- Periyodik bakım sonrası makinenin devreye alınması, ayar ve kalibrasyon yapıp izlenmesi esnasında makinenin ideal çalışma koşullarına gelene kadar belli süre

gececektir. Yeni ayarlar ve yedek parça ilk aşınmalardan sonra iyi çalışma performansına gelene kadar üretim kalitesinde ve miktarında düşme olabilmektedir.

1.1.2.2. Önleyici Bakım

Önleyici (koruyucu) bakım, arıza ve üretimin duruşlarına sebep olabilecek risklerin önüne geçmek için bakım onarım faaliyetleridir. Makinalar arızalanmadan öncen belirlenen prosedürlere istinaden incelenir, kontrol edilir.

Önleyici Bakım Faaliyetleri:

- Yağ ölçüm ve kontrolleri
- Temizlik işleri
- Periyodik kontrol ve durum muayeneleri
- Kalibrasyon ve ayar yapılması
- Planlı bakımlar, makine revizyonları
- Planlı parça değişimleri

Önleyici bakımda makine durumu göz önüne alınarak olası arızaları tahmin eder ve bakım faaliyetleri uygulanır. Önleyici bakımda, envanter hakkında geçmiş bilgiler istatistikler araştırılır ve bakım stratejileri oluşturulur. Arıza sebepleri, belirtileri ve tipleri katogorize edilir.

Bu arıza tahmin ve sebepleri analiz edilerek envanterin hangi kısımlarının deforme olacağı zaman hakkında bilgi edinilebilir. Bu bakım tipi koruyucu bakım kapsamında düşünülmektedir.

En çok rastlanan arıza tipleri:

- Çatlak ve kırılmalar,
- Deformasyonlar,
- Aşınma ve sızdırma
- Korozyon ve boşluk oluşumu
- Malzeme yorgunluğu,
- Montaj birleşim yerlerindeki gevşemeler

En çok rastlanan arıza tiplerinin olası nedenleri:

- Aşırı yüke maruz kalma,
- Mekanik titreşimler,
- Çalışma alanı koşulları,
- Yağ seviyesindeki azalma,

- Yetersiz temizlik,
- Yanlış ölçüm yapan kontrol cihazları,

Arızalar genellikle başka arızalarla belirtiler gösterir. Bu sebeple kontrol ve bakım işleri yapılırken tüm arızalı ve arıza potansiyeli olan parça ve sistemin bakımı yapılması gerekir. Önleyici bakım faaliyetleri yapılma zamanına durum muayenesinde gözlem ve ölçüm teknikleri kullanılarak karar verilir. Revizyon işlemi ise makine planlı şekilde durdurulup, tüm parçaları tek tek kontrol edilerek ve gerekli bakım faaliyetleri yapıldıktan sonra makinanın toplanması işlemidir. Revizyon genellikle belirli zamanlarda ve periyodik olarak yapılmakta olup önleyici bakım kapsamında katagorize edilebilir.

Önleyici Bakımın Faydalı Yönleri:

- Makina olası arızaların giderilmesinden dolayı, duruş süreleri azalması ve üretim miktarının artması.
- Makina duruş sürelerinin azaltılması ile iş yetiştirmek için mesaiye kalan üretim personeli sayısı azalacak olup, bakım personelinden daha verimli faydalanacaktır.
- Zamanında yapılan standart bakımlar arizi bakımların önüne geçecektir.
- Makine parçaları çalışır durumda arıza yaptığında diğer parçalara zarar verme riski fazladır. Kombinasyon gerçekleşen arizi bakım maliyetleri azalacaktır.

1.1.2.3. Kestirimci Bakım

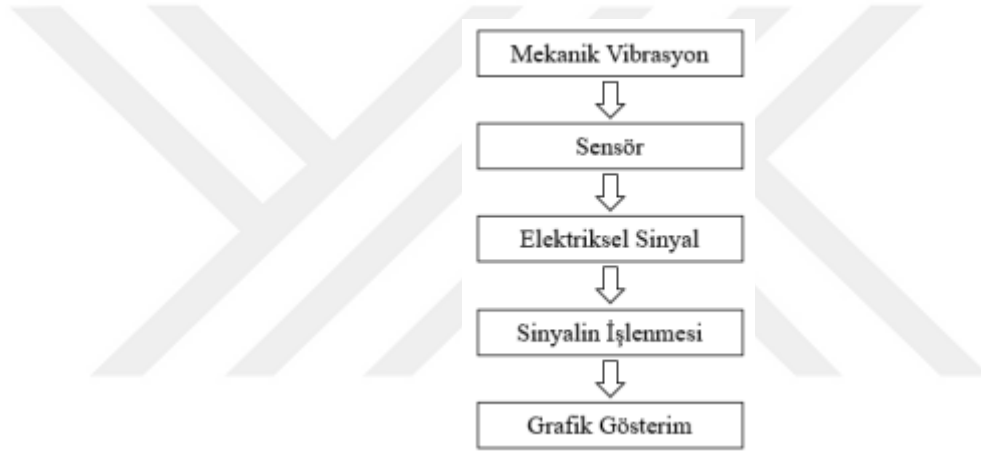
Kestirimci bakım yönteminde amaç, çalışan makine veya sistemlerden alınan verileri (ısı-sıcaklık, titreşim, ses, basınç vb.) analiz ederek bozulma zamanının önceden tahmin edilmesi ve arızaya müdahale etmesi hedeflenir. Bu sayede bakım için yedek parça ve stok takibi yapılır, üretim planlamasına göre bakım zamanı planlanarak personel hazır edilir. Bu sayede gereksiz üretim duruşlarının önüne geçilir ve fazla miktarda depo stoklarının tutulması önlenir. Bu bakım modeline uyarıcı bakım veya durum izlemeli bakım da denir.

Kestirimci bakım uygulanırken sistemden toplanan veriler analiz edilip kullanıcı için anlamlı hale getirilir, planlı bakım programı hazırlanır ve bakım için tüm koşullar uygun hale getirilir. Planlı bakımda sistemde herhangi bir arıza söz konusu ise yedek parçaların birçoğu yakın zamanda bozulma ihtimaline karşı değiştirilir. Sistemden alınan veriler sayesinde pahalı ve kritik parçaların sağlam iken değişmesinin önüne geçilir ve bakım maliyetleri azalmış olur. Bu sayede yedek parça stok yönetimi daha iyi kontrol edilebilir seviyede tutulur.

Bu modelin dezavantajı ise sistemden toplanan verilerin yanlış işlenmesi veya arızalı parçaların yanlış tespiti ile bakım işleri ve bakım sarflarının artması olabilmektedir (Yaman ve Karadayı, 2014).

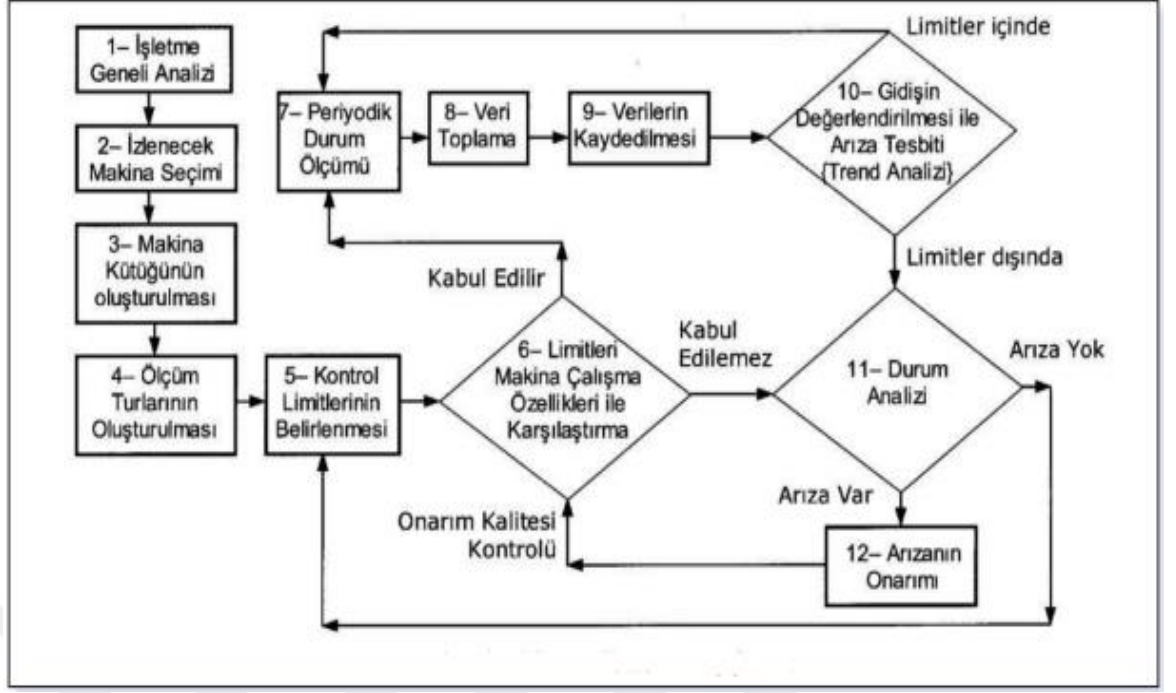
1.2.Kestirimci Bakım ve Kestirimci Bakım Yöntemleri

Makineler verileri bilinen makine elemanlarının (rulman, dişli, kasnak, redüktör, motor vb.) birleştirilmesi sonucu oluşur. Kestirimci bakım modeli, tüm bu elemanların fiziksel özellikleri ile fonksiyonlarının durumuna göre belirli ölçülebilir parametrelerin takibi ve değerlendirilmesi ile arıza oluşmadan bakım yapılması gereken elemanların belirlenmesini amaçlar. Kestirimci bakım methodunun en temel amacı tahmin edilebilir arızaları tespit etmek ve zamansız üretim duruşlarının önüne geçmek ve gereksiz parça değişimlerine engel olmaktır.



Şekil 1.2: Kestirimci Bakım Akış Şeması.

Kestirimci bakım modelinde tesisteki makineler belirlenen kritik noktalardan veri toplanmasıyla başlar. Bunun için belirli ölçüm cihazları veya sensörler kullanarak periyodik veya sürekli gözlem yapılarak teşhis edilen arızaları büyük arızalara dönüşmeden düzeltilmesi amacı ile izlenir. Bu işlemler sürecinde istatistik biliminden sıkça yararlanır. Şekil 1.3’de kestirimci bakım uygulamasının işletmelerdeki uygulama adımları gösterilmiştir (Mobley, 2002).



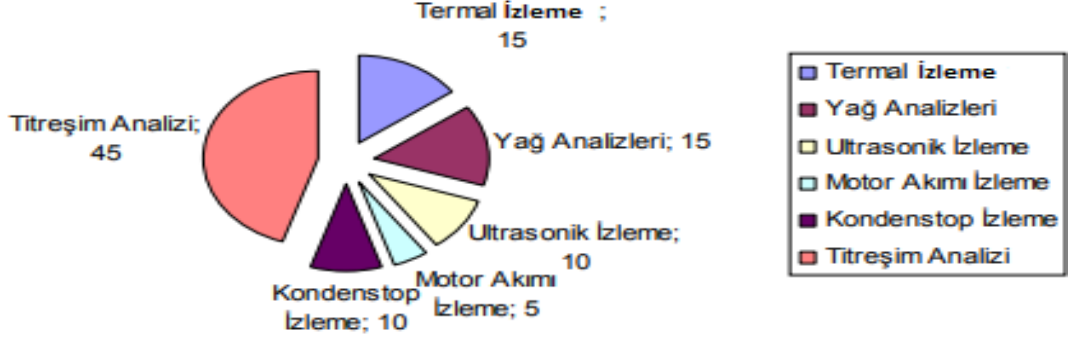
Şekil 1.3: Kestirimci Bakım İş Akışı Şeması (Yaman ve Karadayı, 2014).

Kestirimci bakım tekniğinin işletmede kullanılması için farklı yöntemler kullanılır. Bu yöntemler;

1. Termal İzleme Modeli
2. Yağ Analizi Modeli
3. Ultrasonik İzleme Modeli
4. Motor Akımı İzleme Modeli
5. Kondensatör İzleme Modeli
6. Titreşim Analizi Modeli

Bu yöntemlerin bir yada birkaçını kullanarak kestirimci bakım uygulaması yapılabilir. Bu yöntemler arasında önem sırası şekil 1.4’de gösterilmiştir (Mobley, 2002).

Grafikteki en büyük paya sahip titreşim analizi modeli olmasının sebebi makine statüğü hakkında daha fazla veri sağlamasından dolayı daha sağlıklı olmasıdır. Bu yöntemden net ve kesin tahminler yapabilmek için makine veya sistem hakkında detaylı teknik bilgi ve tecrübeye sahip olmak gerekir. Yanlış tahminlerin önüne geçmek için titreşim ölçümlerinin sürekli yapılıp çok fazla veri ile titreşim değerlerindeki değişimler dikkatlice takip edilmelidir (Köprü vd., 2022).



Şekil 1.4: Kestirimci Bakım Yöntemleri Önem Sırası (Yaman ve Karadayı, 2014).

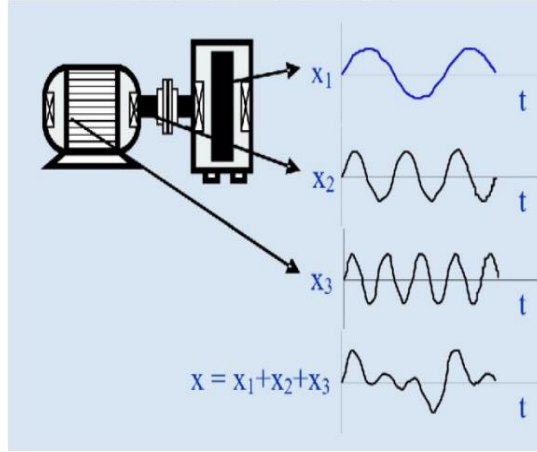
1.2.1. Titreşim Analizi

Titreşim analizi makineyi oluşturan makine elemanlarının hepsindeki değişimlerden etkilendiği için en hızlı sonuç alınan ve en çok veri toplanan yöntemdir. Bu nedenle en çok tercih edilen, en çok kullanılan ve en hızlı sonuç alınan yöntemdir. Titreşim analizine girmeden titreşim ile ilgili temel bilgiler verilmelidir. Uzayda koordinatları belirli nesnenin orjin konumundan farklı periyodlar da ve genliklerde tekrarlanan yer değiştirme hareketi titreşim olarak tanımlanır. Titreşim tekrarlı ve sürekli bir çevrim hareketidir. Motor ve makine dinamiğinde hareketin olduğu yerlerde titreşime bağlı meydana gelen arızalar şekil 1.5'te gösterilmiştir.



Şekil 1.5: Titreşime Bağlı Gerçekleşen Arızalar.

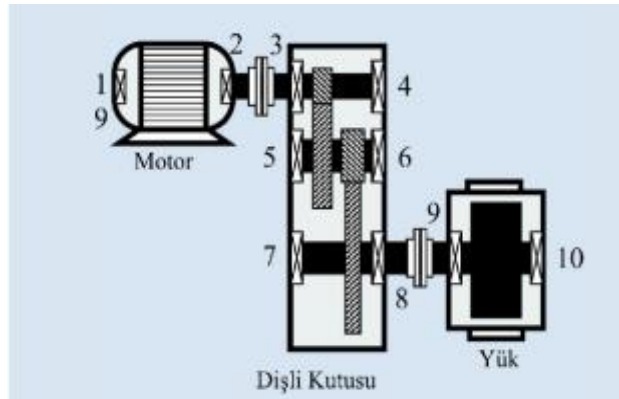
İlk titreşim analizi Baron Jean Baptiste Fourier tarafından yapılmıştır (Kalyoncu, 2006). Titreşim sinyalleri ile oluşan basit sinus dalgaların formlara ayrılabilceği şekil 1.6'da gösterilmiştir (Kalyoncu, 2006).



Şekil 1.6: Dalga Formlarının Basit Sinus Formlara Ayrılması (Kalyoncu, 2006).

Titreşimin bileşenleri frekans ve genliktir. Frekans belirli zaman periyodunda hareketin oluş sayısı genlik ise titreşim dalgasının tepe ve çukur arasındaki mesafesinin yarısıdır. Titreşim hareketinin gerçekleştiği frekans hasar veya arızanın tipini belirler (belirli arızalar belirli frekanslarda gerçekleşir). Titreşimin genliği ise arızanın şiddeti hakkında bilgi verir.

Titreşim analizi yöntemi; elektiriksel problemler (motor akımları), dişli hasarları (redüktör arızaları), mekanik gevşeklik, balanssızlık ve eksenel ayarsızlık (aşınmalar ve metal yorgunlukları) gibi durumların tespitinde kullanılır. Bu arızalar başlangıçta titreşim, sıcaklık, gürültü, fazla akım çekme ile başlar ve bu artışlar makinenin kritik noktalarına yerleştirilen sensörlerle, makine çalışır halde iken ölçülür ve değerlendirilir. Bu kritik noktalar şekil 1.7’de gösterilmiştir (Kalyoncu, 2006).



Şekil 1.7: Titreşim Analizi Yapılacak Yerler (Kalyoncu, 2006).

Şekil 1.8’de Motor milinin balansının bozulması sonucu rulmanlarda boşluk oluşmuştur. Titreşime maruz kalan rulmanların önce sesli çalışmasına, müdahale edilmemesi üzerine kısa zaman sonra rulmanların dağılması sonucu motora aşırı yük binip, bobinlerin yanmasına sebep olmuştur. Şekil 1.9’da bobinajların sarımı yapıлып; rulmanların, keçelerin o-ringlerin değişimi yapıлып milin genel balansının kontrol edilip toplanması gerçekleştirilmiştir.



Şekil 1.8: Bobinleri Yanan Motor.



Şekil 1.9: Motorun Bakımlarının Yapılması.

Titreşim Ölçüm Parametreleri

Titreşim parametreleri makine çalışır durumdaki performans ve mekanik arızaların meydana gelmesinde önemli faktörleri belirler. Farklı arızalar farklı frekanslarda meydana geldiği için frekans belirlenmesi arıza belirlenmesini sağlar. Frekans birimi devir/dakika (d/d) veya Hz (1/s) 'dir. Arızanın büyüklüğünü belirlemek için genliğin belirlenmesi gerekmektedir. Genlik ise yer değiştirme, hız veya ivme konumunda olur. Titreşim analizi için üç parametrenin tanımı ve belirlenmesi önemlidir.

Yer değiştirme: Titreşim makinenin başlangıç konumuna göre yer değiştirdiği mesafeyi belirtir. Birimi için “mikron” kullanılır ve 600 devir/dakikanın altındaki devir sayısı ölçümünde kullanılır.

Hız: Titreşim analizinde hız birimi için “mm” kullanılır. 600 ile 100.000 min^{-1} arasındaki ölçümlerde kullanılır.

İvme: Titreşim analizinde ivme birimi olarak “gs RMS” kullanılır. İvme ile hızın değişim zamanı incelenir. 100.000 min^{-1} ve üzeri frekanslarda kullanılır.

Yukarıda belirtilen üç birim ile ölçüm yapmak mümkün iken hangi birimle ölçüm yapılacağını belirlemek önemlidir. Çünkü bazı çalışma koşullarda doğru ölçüm veren birim farklı makine ve koşullarda doğru sonuçları vermeyebilir. Bunun için farklı koşullarda farklı birimlerin sonuçları karşılaştırılıp doğru birimi kullanmak önemlidir.

Örnek olarak makinada hasar belirgin hale gelmiş ise yer değiştirme doğru sonuçlar verir fakat bakım planı hazırlamak için yeteri kadar zaman kalmamış olabilir. Yer değiştirme kullanılarak ölçüm yapılması özellikle ağır şartlarda çalışan endüstriyel makinalarda çok anlam ifade etmeyebilir. Bunun yerine problemin başlangıç anından itibaren daha gözlenebilir birim olan hız parametresini izlemek problemin doğruluğu için uygun olacaktır. Hız ölçümü yapıldığında gelişmekte olan problem daha net belirlenebilir. İvme birimi kullanmak ise daha yüksek frekanslarda tercih edilmektedir. Örneğin dişlideki diş bozuklukları ve rulmanlarda bilya dağılımları ve benzeri arızalarda genellikle ivme birimi kullanılır.

1.2.2. Yağ Analizi

Makina çalışma performansında öneme sahip olan yağlama işlemi, makinaların önemli bakım parametrelerinden biridir. Rulman, redüktör ve zincir çalışma yüzeyleri arasında belirli kalınlıklarda yağ filmi oluşturmak parça aşınmalarını ve birbirlerine sürtünmeden kaynaklanacak arızaların önüne geçer. Yağsız veya yeterli olmayan yağda çalışan bir rulman veya redüktör arızaya sebep olur. Aynı zamanda doğru yağın kullanılması önemli olup uygun makinelerde uygun yağın kullanılması önemlidir. Makine üretici firmanın önerdiği yağlar kullanılmalıdır. Makinada kullanılan yağ gerekli şartları sağlamaması durumunda yağlayıcılık özelliğini kaybedip, makine elemanları arasında sürtünmeyi artıracak ve aşınmaya sebep olup yüksek sıcaklıklarda makine deformasyonuna ve arızalara sebep olacaktır. Bu sonuçları engellemek için belirli zamanlarda çalışan makinadan numune alınıp yağ analizi yapılmalı ve çıkan sonuçlar yorumlanıp karar alınmalıdır. Yağ analizi sonuçlarında tanecik sayımlarına dikkat edilip makine parçalarındaki aşınmalar tespit edilebilir (Yaman vd., 2014).

Yağ analizlerinde özetle iki durum vardır. Yağın fiziksel durumu ve kirlilik durumudur. Yağın değişimi kararı fiziksel duruma bakılarak yapılırken kirlilik yoğunluğuna bakılarak bakım gerekliliklerine karar verilebilir.

Özetle yağ analizinde dikkat edilmesi gereken durumlar TBN (yağ içeriğinde bulunan yabancı madde sayısı) ve yağ oksidasyonu durumu, TAN (yağ asitlik oranı), su miktarı, parçacık sayısı gibi kavramlar olabilir. Analizi yapılacak yağın türüne göre içeriğinde bakılacak özellikler değişir. Örnek olarak hidrolik yağ analizinde TBN değerine bakmak yerine TAN değerine bakmak sonuçların ilişkilendirilmesi adına daha doğru olacaktır.

Geleneksel yöntemlerde laboratuarlarda numuneler üzerinde çalışmalar yapmak yerine sanayide yerlerini alan yağ kond sensörleri yağ analizi yöntemini daha kullanılabilir kılmıştır.



Şekil 1.10: Yağ İçerisindeki Metal Partikülleri İzleme Sensörü (İbm Electric,2018).

Yağ içerisinde oluşan küçük veya büyük metal partiküller (parçacıklar) ve su oranının artması makine mekanizması (pompa, selenoidler, dişliler vs.) içerisinde arızalara sebep olabilmekte ve makinenin arıza yaparak duruş sürelerine sebep olabilmektedir. Bu sensör sayesinde bu tip arızaların meydana gelmesinden önce algılanması sağlanarak plansız, aniden meydana gelebilecek arıza durumların önüne geçilebilir. Önceden algılanan bu arızaların takibi ve önceden müdahale edilebilmesi sayesinde büyük mekanik arızaların, zaman ve maliyet kayıplarının önüne geçilebilmektedir.

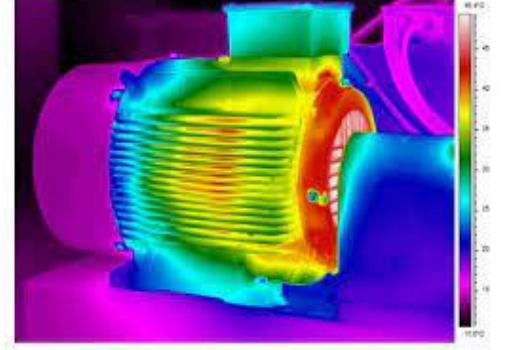
1.2.3. Termal İzleme

Termal izleme ile arıza tespiti önemli kestirimci bakım metodlarından biridir. Birçok arızanın başlangıç aşamasında tespit edilmesini sağlar. Termal izleme modelinde sıcaklık sensörü kullanılabilir olup pratikliği açısından genellikle termal kamera ile izleme yöntemi kullanılmaktadır. Termal kamera, çeşitli endüstriyel uygulamalarda ısı parametrelerinin bulunduğu parçaların sıcaklıklarını izler ve normalden farklı sıcaklıkların fark edilmesini sağlar ve olası hasarların tespit edilmesini sağlamaktadır. Kızıl ötesi ışınlar kullanılarak makine teçhizatının durumu hakkında yorum yapılması sağlanır.

Termal kamera kullanılarak durum izlemesinde sıcaklık değerinin arttığı bölgeler sarı, açık sarı ve beyaz renge doğru giderek gösterilir. Soğuk bölgeler ise mavi ve siyah renge doğru giderek gösterilir. Bu yöntemin başlıca kullanım alanları kondensatör arızaları, metal-metal temas sonucu aşınmalar, elektiriksel kablo ısınmaları, rulman yataklarının aşırı yükten dolayı sıcaklık artışları örnek verilebilir. Isı ve sıcaklık artışına bağlı bölgelerden alınan görüntüler yorumlanır ve çeşitli aksiyonları almak mümkündür (Çimen vd., 2020).

Termal İzleme ile Tespit Edilebilecek Arızalar:

- Kondens hatları, sıcak su ve hava, basınçlı gaz ve buhar taşıyan sistemlerde oluşabilecek kaçaqlarda kullanılabilir.
- Yüksek gerilim enerji hatları, trafo ve jeneratör arızaları, elektrik panoları ve bağlantı noktalarındaki aşırı yük, kopukluk ve korozyon tespiti, dengesiz yüklenen transformatörlerin tespiti gibi elektriksel sistem arızaları.
- Elektrik motorlarının rotor ve stator sargıları, motor milindeki rulmanlarıdaki arızalar ile redüktörlerdeki dişli arıza tespiti.



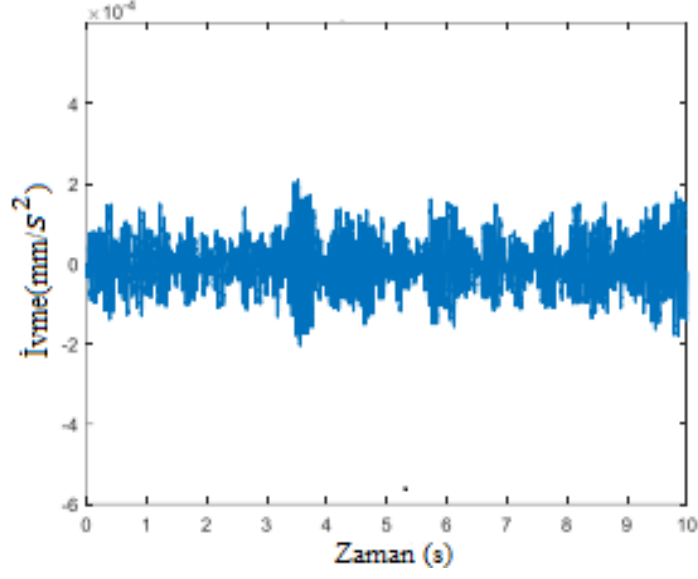
Şekil 1.11: Termal İzleme ile Kestirimci Bakım Uygulaması (Voltimum, 2020).

1.2.4. Ultrasonik İzleme

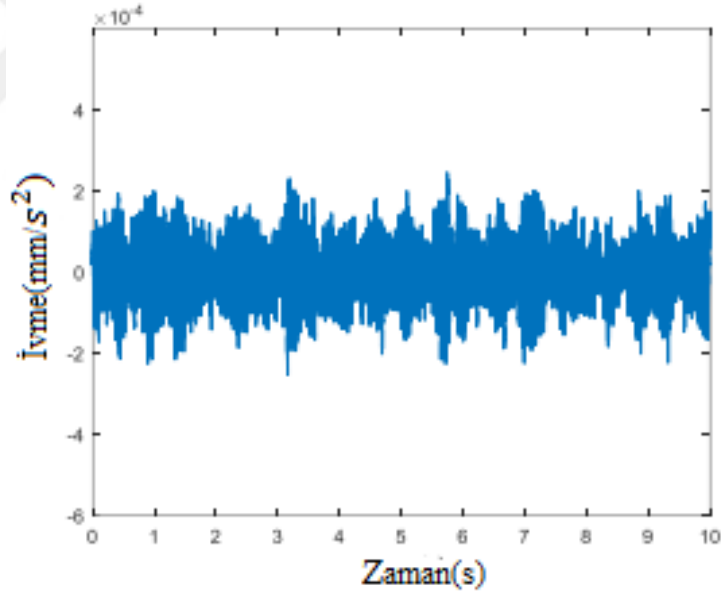
İnsan kulağı duyma sınırında olmayan frekanslardaki ses dalgalarının tespit edilmesi ve insan kulağının duyabileceği frekans aralığına indirgenmesi esasına dayalı ve geniş uygulama alanına sahip bir tekniktir. Bu yöntem çalışır haldeki sistemlerdeki arızaları hızlı ve düşük maliyetle verimli şekilde yapar. İşletmeye önemli kazançlar sağlayan yöntem basınçlı hava kaçaqların tespiti, kondensstopların çalışma kontrolleri, tesisatlarda aşınma ve korozyon tespiti ve rulmanlardaki arıza tiplerin tespitlerinde sıklıkla kullanılmakta olan pratik bir yöntemdir.

Ultrasonik İzleme ile Tespit Edilebilecek Arzalar:

- Pnömatik sistemlerdeki kaçak ve arıza tespitinde kullanılır. Boru hatlarında, basınç ve vakum sistemlerindeki kaçaqların belirlenmesi sayesinde kompressörden verimli faydalanmayı ve enerji maliyetlerinde tasarruf yapılmasını sağlar.
- Boru tipi ısı eşanjörleri kaçak tespitinde kullanılır.
- Rulman arıza tespitinde kullanılır.
- Vana ve kondensstoplardaki hava kaçaqları tespitinde kullanılır.



Şekil 1.12: Yağlanmamış Rulman Ses Frekansı (Demir vd., 2021).



Şekil 1.13: Yağlanmış Rulman Ses Frekansı (Demir vd., 2021).

Deneysel çalışmada aynı tip iki rulman yağlama durumları hariç benzer çalışma koşullarında incelenmiştir ses frekans grafikleri analiz edilmiştir (Demir vd., 2021). Şekil 1.12'de görülen grafik yağsız çalışan rulmanın grafiği ve şekil 1.13 de yağlanmış rulmanın grafiği gösterilmiştir. Yağlanmamış rulman grafiği incelendiğinde genlikleri yüksek tepe miktarı fazladır. Bu rulmanın zorlandığını ve ses yaptığını göstermektedir. Eğer müdahale edilmezse rulman aşınıp dağılmaya başlayacaktır. Yağlanmış rulman grafiği incelendiğinde ise

genlikleri düşük az miktarda tepe noktası vardır. İlk çalışma anından sonra genlik iyice düşmüş olup rulmanın sağlıklı çalıştığını ifade etmektedir.

Pratikte doğru bilinenin aksine aşırı yağlanmada rulmana zarar verecek olup rulmanlarda bozulma riskini artıracaktır. Bu yüzden periyodik yağlamaya maruz kalan rulmanlardaki bozulma riski, duruma dayalı olarak yağlanan rulmanlara oranla fazladır. Periyodik yapılan yağlama çoğu zaman eksik veya fazla olacak, iki durumda da rulman olumsuz etkilenecektir. Rulmanlar yağlanırken yağ miktarının ayarlanması için yağ tabancası ile ultrasonik sensör birlikte kullanılması daha sağlıklı olacaktır.



Şekil 1.14: Ultrason ile Kaçak Testi.



Şekil 1.15: Akustik Yağlama Adaptörü.

1.2.5. Motor Akımı İzleme

Motor akımı izleme ile kestirimci bakım yönteminde amaç elektrik motorlarından alınan akım bilgisi ile motora binen yük miktarını takip eder ve motora bağlı mekanik akşamların ilgili arızalarının olası sebepleri üzerine tespitler yapabilir. Motorun çektiği akım ve olması gereken referans değerleri tolerans değeri dışına çıkması sonucu kullanıcı uyarılır.

2.VAKUM POMPASI ve TÜRLERİ

2.1. Vakum Pompası

Günümüzde sanayi sektöründe kullanımı oldukça yaygın olan vakum pompaları, uygulama alanı oldukça geniş olan ve bir bölgede bulunan gazı boşaltmaya yarayan araçlardır. Genel anlamda sıvılaştırma işlemlerinde kullanılan vakum pompaları, gıda, tarım, sektörü gibi alalarda ve ilaçlamalarda sıklıkla kullanılır. Küçük boyutları ve ekonomik oluşları ile tercih sebebi olan vakum pompalarının teknikte en yaygın mekanik üniteler olduğunu söyleyebiliriz.

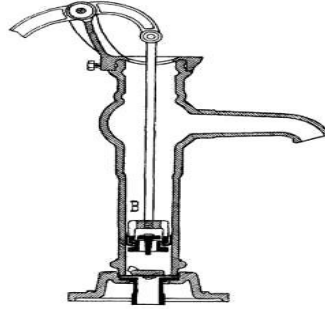
Vakum pompaları, kısmi bir vakum bırakmak amacı ile kapalı hacimden gaz moleküllerini çekerek kapasite dahilinde düşük basınç üretmek için kullanılır. Kapalı hacimdeki hareketli gaz molekülleri kabın duvarlarına çarpar ve böylece basınç oluşur. Şekil 2.1’de vakum pompası gösterilmiştir. Pompadaki mekanizma sayesinde basıncı atmosferin altına düşürmek için mekanizmadaki boşluğu genişletir ve genişleyen hacime dolan hava moleküllerini hareketin devamında daraltarak egzostan dışarıya gönderir (Ünal vd., 2015).



Şekil 2.1: Yağlı Tip Vakum Pompası.

2.2. Vakum Pompası Tarihi

Vakum pompasının öncülü emme pompasıdır. Arap mühendis Al-Jazari daha sonra çift etkili emme pompalarını 13. yüzyılda su yükseltme makinelerinin bir parçası olarak tanımladı (Hill, 1996).

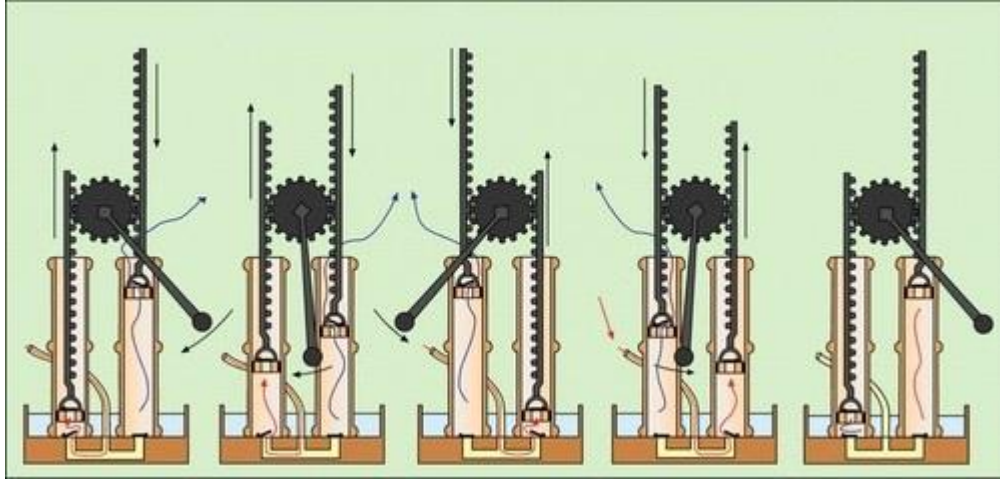


Şekil 2.2: Su Tulumbası.

Manuel su pompası (tulumba), suyun doldurmak için hızla aktığı bir vakum oluşturarak kuyudan su çeker. Bir anlamda kuyuyu tahliye etme görevi görür, ancak yüksek orandaki kir sızıntısı, yüksek kaliteli bir vakumun uzun süre korunmasını engeller.

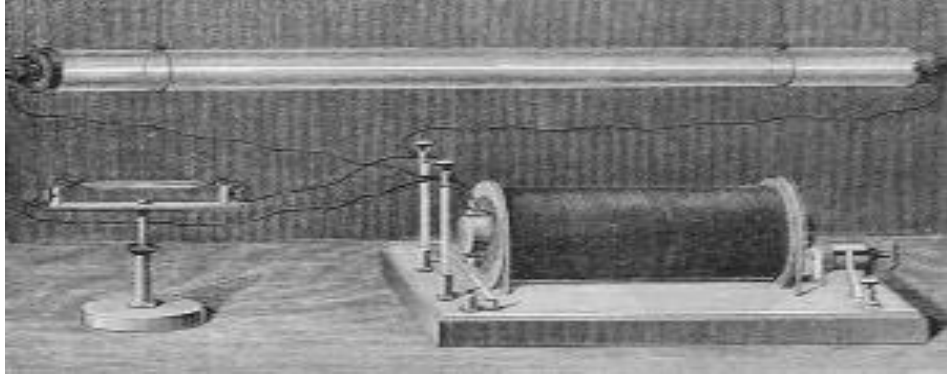
1650'de Otto von Guericke vakum pompasını icat etti. Robert Boyle, Guericke'nin tasarımını geliştirdi ve vakumun özellikleri üzerinde deneyler yaptı ve vakum üretmeye yardımcı olan bir hava pompası icat etti (Harsch, 2007).

1709'a gelindiğinde, Francis Hauksbee, iki pistonun "mükemmel cıvanın yaklaşık bir inç yakınında bir vakum sağladığı" bildirilen kremayer ve pinyon tasarımıyla çalıştığı iki silindri pompa tasarımı daha da geliştirdi (Andrade, 1986).



Şekil 2.3: Francis Hauksbee İki Piston Kremayer ve Pinyon Tasarımı (Andrade, 1986).

Heinrich Geissler 1855'te cıva deplasmanlı pompayı icat etti ve yaklaşık 10 Pa'lık rekor bir vakum elde etti. Bu vakum seviyesinde bir dizi elektriksel özellik gözlemlenebilir hale geldi ve bu, vakuma olan ilgiyi artırdı. Bu da vakum tüpünün gelişmesine yol açtı. Röntgen ışınlarının meydana gelebilmesi için gerekli vakumu, hava boşluğu bu dönemde mümkün kılındı (Andrade, 1986).



Şekil 2.4: Heinrich Geissler Havaşı Alınmış Cam Tüp Deneyi (Andrade, 1986).

20. yüzyılın başlarında moleküler sürüklenme pompası, difüzyon pompası ve turbomoleküler pompa dahil olmak üzere birçok türde vakum pompası icat edildi.

Vakum pompaları; su bazlı pompalar, yağ bazlı pompalar, kuru pompalar olarak üçe ayrılmaktadır. Su bazlı pompalar az bakım işlemi gerektirdiği için bakım maliyetleri de oldukça uygundur. Su bazlı pompalar, biriken kirli suyun vakumlanıp dışarı atılmasını sağlar. Su bazlı pompalar, kuru ve yağ bazlı pompalardan farklı olarak metal alaşımların oksitlenme durumuna karşı da dayanıklıdır.

2.3. Vakum Pompası Türleri

Vakum Pompaları üç tip vakum tekniğine göre kategorize edilir. Bu teknikler pozitif yer değiştirme, momentum transferi ve tuzaklama vakum pompalarıdır. Pozitif deplasmanlı pompalar, mekanizma içindeki boşluğu genişleterek hava ile doldurmak devamında boşluğu daraltırken egzostan atmosfere iterek alçak basınç oluşturur. Momentum transfer pompaları ise gaz molekülleri kapalı hacimden dışarı atmak için yüksek hızlı sıvı jetleri veya çok hızlı dönen bıçaklar kullanır. Tuzak pompaları ise katı veya adsorbe edilmiş haldeki gazları tutar; bunlara kriyo pompa, alıcı ve iyon pompaları eklenebilir (Adams, 2015).

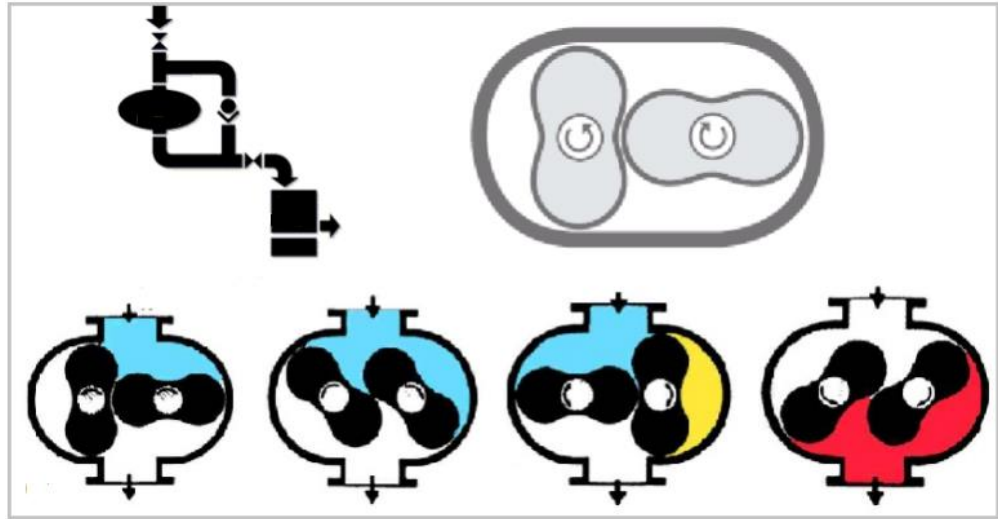
Pozitif yer değiştirme pompaları düşük vakum ihtiyaçları için kullanılan en pratik vakum pompalarıdır. Momentum transfer pompaları ise bir veya iki pozitif yer değiştirmeli pompa ile beraber, yüksek vakum üretmek için kullanılan pompalardır. Pozitif yer değiştirme pompalarının iki görevi vardır. Birincisi Momentum transfer pompalarının çalışmaya başlaması için uygun koşulları hazırlamasıdır. Momentum transfer pompaları atmosfer basıncının altındaki basınçlarda ilk hareketine başlayabilir. Bunu gerçekleştirmek için pozitif yer değiştirme pompaları vakumu başlatır ve belli seviyeden sonra momentum transfer pompaları devreye girer. Pozitif yer değiştirme pompasının ikincisi görevi ise yüksek vakum pompasında yer değiştiren molekülleri düşük vakuma tahliye eder ve momentum transfer pompasının çalışma koşullarını destekler. Çok yüksek vakum değerlerine ulaşmak için tuzak pompaları

kullanılabilir fakat bunlar, hava molekülleri veya iyonları tutan yüzeylerinin periyodik olarak yenilenmesini gerektirir. Buda mevcut çalışma sürelerinin kısa olmasına sebep olur. Hatta yüksek vakumlarda kabul edilemeyecek kadar kısa olabilir ve bu sebep ile ultra yüksek vakumlar dışında kullanılmazlar (Adams, 2015).

2.3.1. Pozitif Deplasman Pompası

Bir kabın hacmini artırarak kısmi bir vakum üretilebilir. Sonsuz bir büyüme gerektirmeden bir odayı süresiz olarak boşaltmaya devam etmek için, vakumun bir bölmesi tekrar tekrar kapatılabilir, tükenebilir ve tekrar genişletilebilir. Pompanın içindeki bir mekanizma, basıncını atmosfer basıncının altına düşürmek için küçük sızdırmaz bir boşluğu genişletir. Basınç farkı nedeniyle hazneden (veya bizim örneğimizde kuyudan) bir miktar sıvı pompanın küçük boşluğuna itilir. Pompanın boşluğu daha sonra hazneden kapatılır, atmosfere açılır ve tekrar küçük bir boyuta sıkıştırılır.

Yüksek vakum aralığında olmayan ve büyük hacimdeki gaz moleküllerin akışında kullanılır. Pompa çıkışına, atmosfer ortama açılması için döner pompa bağlanır. Eş zamanlı ters yönde dönen iki adet rotor birbirine uyumlu çalışır ve döndükçe sıkışan gaz atmosfere atılır (Şekil 2.5). Bu pompa türü ile vakum seviyesi 10^{-4} mbar seviyelerine indirilebilir (Bülbül ve Jafarpour, 2016).



Şekil 2.5: Pozitif Deplasman Çalışma Prensibi (Bülbül ve Jafarpour, 2016).

Pozitif yer değiştirmeli bir vakum pompası, her döngüde aynı hacimde gazı hareket ettirir. Bu nedenle pompalama hızı, geri akış tarafından aşılmadığı sürece sabittir.



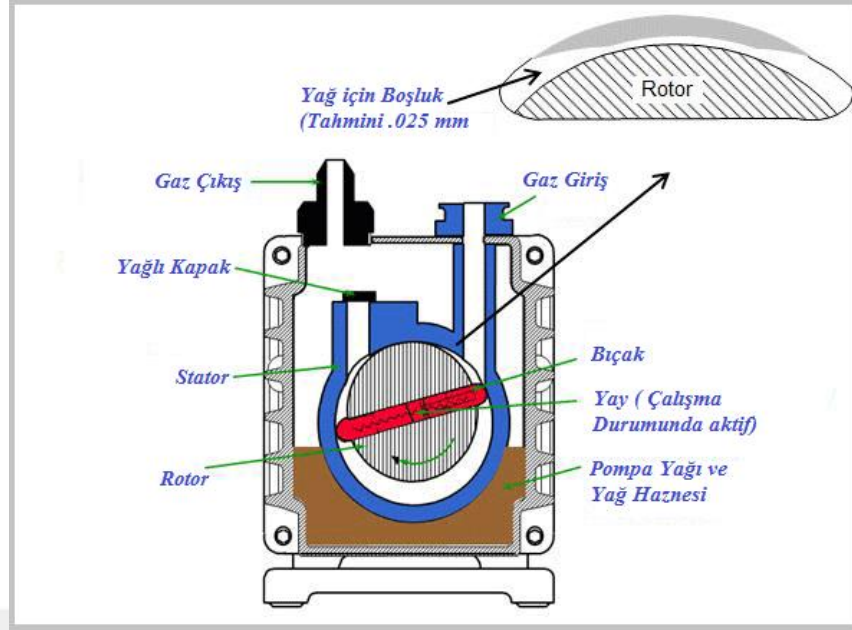
Şekil 2.6: Pozitif Deplasman Pompası

Çoğu endüstriyel uygulama için daha karmaşık sistemler kullanılır, ancak döngüsel hacim gidermenin temel ilkesi aynıdır (Ekenes, 2009):

- Döner kanatlı pompa (rotary vane pump) en yağın kullanım,
- Diyaframlı pompa, sıfır yağ kirliliği
- Toza karşı yüksek dirençli sıvı halkası
- Pistonlu pompa, değişken vakum
- Scroll pompa, en yüksek hızlı kuru pompa
- Vidalı pompa (10 Pa)
- Wankel pompası
- Harici kanatlı pompa
- Takviye pompası olarak da adlandırılan Roots üfleyici, en yüksek pompalama hızlarına ancak düşük sıkıştırma oranına sahiptir
- Daha iyi sıkıştırma oranıyla yüksek pompalama hızı sağlayan birkaç aşamayı birleştiren çok kademeli Roots pompası
- Toepler pompası
- Lob pompası

2.3.2. Döner Pompa (Rotary Pump)

Vakum uygulamalarında sıklıkla kullanılan pompalar olup, vakumlu çalışan sistemlerin ilk basamak pompasıdır. Mekanizmadaki yatak içerisinde silindirin eksenini ile eş merkezli olmayan ve motor ile döndürülen rotordan oluşur. Şekil 2.7’de görüleceği gibi pompa yatak duvarlarına basarak süpürecek şekilde kanat yerleştirilmiştir. Yatak ve kanat arasına koyulan özel yağ ile ısı ve aşınma engellenmiş aynı zamanda sızdırmazlık sağlanmıştır. Pompa ile vakum seviyesi 0,013 Pa mertebesine düşürülebilir.



Şekil 2.7: Kanatlı Döner Pompaya Ait Şematik Çizimi (Kurt, 2018).

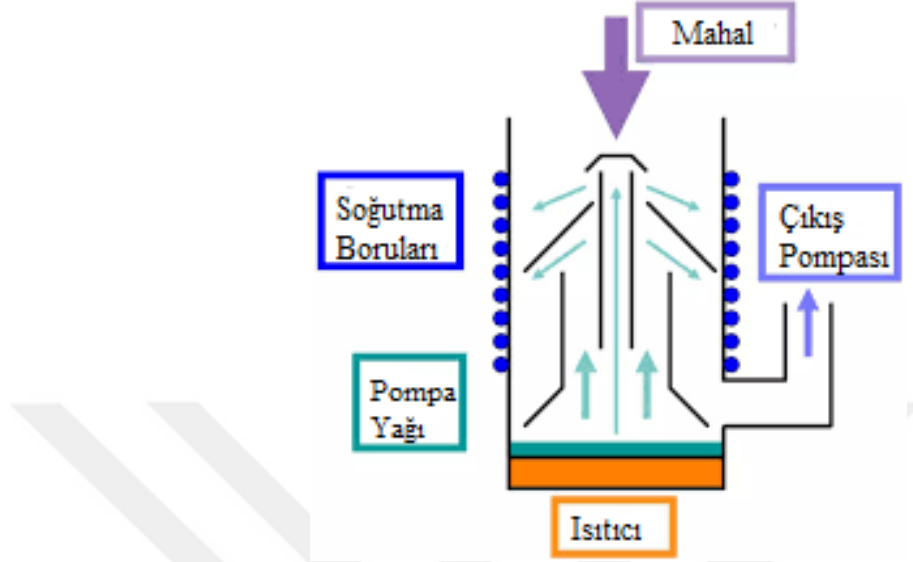
2.3.3. Momentum Transfer Pompası

Bir momentum transfer pompasında, gaz molekülleri vakum tarafından egzoz tarafına doğru hızlandırılır. Momentum transfer pompalama sadece yaklaşık 100 kPa'lık basınçların altında mümkündür. Madde, akışkanlar dinamiği yasalarına bağlı olarak farklı basınçlarda farklı şekilde akar. Atmosferik basınçta ve hafif vakumlarda, moleküller birbirleriyle etkileşime girer ve viskoz akış olarak bilinen komşu molekülleri iter. Moleküller arasındaki mesafe arttığında, moleküller odanın duvarlarıyla diğer moleküllerden daha sık etkileşime girer ve moleküler pompalama, pozitif deplasmanlı pompalamaya göre daha etkili hale gelir. Bu rejime genellikle yüksek vakum denir (Hablanian, 1997).

İki ana moleküler pompa türü, difüzyon pompası (Şekil 2.9) ve turbomoleküler pompadır (Şekil 2.10). Difüzyon pompaları, bir yağ veya cıva buharı jetleri ile gaz moleküllerini üflerken, turbomoleküler pompalar gazı itmek için yüksek hızlı fanlar kullanır. Bu pompaların her ikisi de, doğrudan atmosferik basınca kadar tüketilirse durur ve pompalama başarısız olur, bu nedenle, bu durumda destek pompası olarak adlandırılan mekanik bir pompa tarafından oluşturulan daha düşük dereceli bir vakuma boşaltılmaları gerekir (Hablanian, 1997).

Difüzyon pompasının altına yerleştirilen ısıtıcı ile pompa yağı buharlaştırılır. Şekil 2.8 de gösterildiği üzere buhar bacasına yükselen buhar, üst kısımdan aşağı doğru yansıtılır ve ince deliklerden oluşmuş bu kanallardan geçer ve buhar jetine dönüşür. Yüksek hızlara sahip bu moleküller pompa içerisinde rastgele hareket ederek difüzyon pompasına giren gaz moleküllerine çarparak momentum aktarırlar. Momentum aktarılan bu gaz molekülleri çıkış

borusuna doğru hareket ederler. Bu esnada çıkış tarafında biriken pompa yağı mekanik pompa ile atılır. Buhar jeti ise yüzeyi su boruları ile soğutulan çeperlere çarparak yoğunlaşır ve tekrar sıvı hale gelerek sıvı kazanına geri dönerler.



Şekil 2.8: Difüzyon Pompasının Şematik Çizimi.

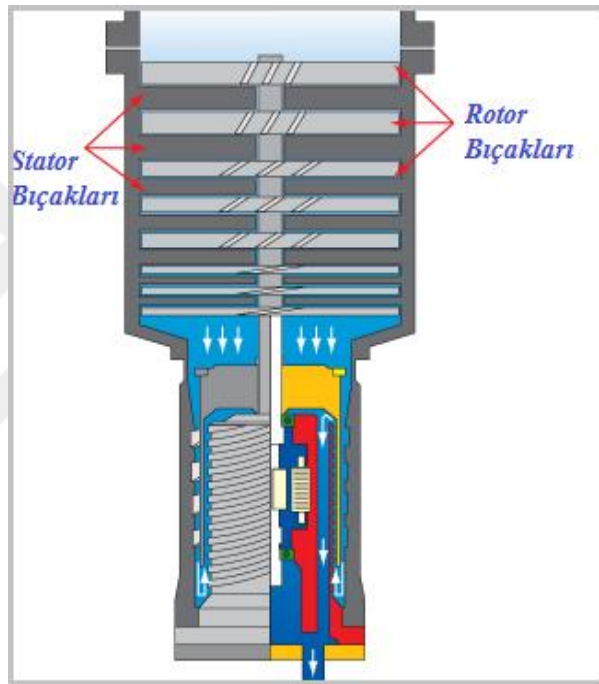
Turbomoleküler pompalar ise şekil 2.10 ve 2.11’de gösterilmiştir. 20 000 min^{-1} ile 60000 min^{-1} hızlarla devir yapma kapasitesine sahip stator ve rotordan oluşur. Rotor, özel tasarlanmış pervanelerle çok yüksek devirlerde çalışabilir. Stator rotor yapısına göre tasarlanmış kanatları rotorla aynı ekseninde monte edilmiştir. Çok yüksek devirde çalışan pervane takımı pompaya giren moleküllerin çok yüksek kinetik enerji kazanmasını sağlar. Çok yüksek hızlarda çıkışa yönlenen moleküller ile vakum 10^{-1} ile 10^{-8} Pa seviyelerine düşebilirler.



Şekil 2.9: Difüzyon Pompası.



Şekil 2.10: Turbomoleküler Pompa.



Şekil 2.11: Turbo Moleküler Pompanın kesit gösterimi (Kurt, 2018).

2.3.4. Tuzak Pompası

Bir tuzak pompası, gazları katı veya adsorbe edilmiş bir duruma yoğunlaştırmak için soğuk sıcaklıkları kullanan bir kriyo pompa, katı bir kalıntı üretmek için gazlarla reaksiyona giren bir kimyasal pompa veya gazları iyonize etmek için güçlü elektrik alanları kullanan bir iyon pompası olabilir. İyonları katı bir substrata iten bir kriyomodül, kriyo pompalamayı kullanır. Diğer tipler sorpsiyon pompası, buharlaşmayan gaz giderici pompa ve titanyum süblimasyon pompasıdır (tekrar tekrar kullanılabilen bir tür buharlaştırıcı gaz giderici) (Adams, 2015).



Kriyo pompası



İyon Pompası

Şekil 2.12: Tuzak Pompaları (Altium, 2020).



3. MAKİNE ÖĞRENMESİ

Makine öğrenmesi yöntemi, makinelerden toplanan verileri matematiksel işlemlerinden faydalanarak analiz ve yorum yapılmasını sağlayan bilgisayar modellemesidir. Makine öğrenmesi modeli tahminler yaparken algoritmalarından faydalanır. Makine öğrenim algoritmaları eğitim verileri (durumu bilinen örnek veriler) sayesinde analitik analizler yapmadan bilinmeyen durumlar hakkında tahminler yapılmasını ve kararlar alınmasını sağlar. Özetle matematiksel işlemler makine öğrenmesi için teori, yöntem ve uygulama opsiyonları sağlar (Ünal vd., 2015). Makine öğrenmesi algoritmaları sanayi, tıp, eğitim, internet, tarım ve görüntü işleme gibi birçok alan ve sektörde kullanımı mümkündür.

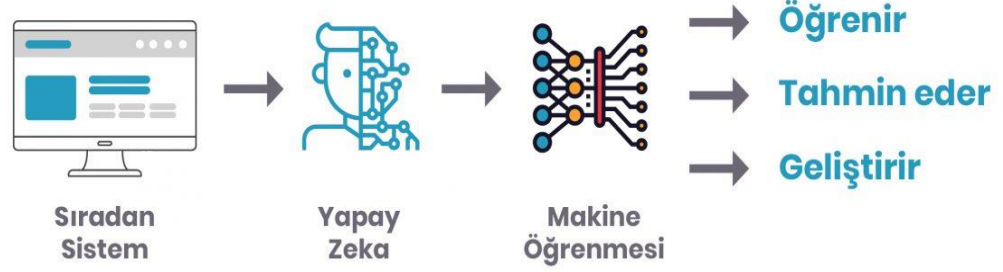
3.1. Makine Öğrenmesi Yaklaşımı

Makine öğrenmesi kavramı bilgisayar programcısı olan Arthur Samuel tarafından icat edilmiştir (Samuel, 1959). Kendi kendine öğreten bilgisayarların eşanlamlısı da bu dönemde kullanılmıştır.

1960'ların başlarında, Raytheon Company tarafından sonar sinyallerini, elektrokardiyogramları ve konuşma modellerini temel pekiştirmeli öğrenmeyi kullanarak analiz etmek için Cybertron adlı delikli teyp belleğine sahip deneysel bir "öğrenme makinesi" geliştirildi. Kalıpları tanıması için bir insan operatör/öğretmen tarafından tekrar tekrar "eğitildi" ve yanlış kararları yeniden değerlendirmesini sağlamak için bir "aptal" düğmesiyle donatıldı. Nilsson ise makine öğrenmesi araştırmaları üzerine Öğrenme Makineleri adlı kitabı çıkardı ve kitapta model sınıflandırması için makine öğrenimi ile ilgiliydi. 1973'te Duda ve Hart tarafından örüntü tanıma kavramından bahsedil ve 1970'lerde kavramın üzerine çalışmalar devam etti (Duda and Hart, 1973). 1981 yılında oluşturulan sinir ağının bilgisayar terminalinden 40 karakteri tanımayı öğrenmesi için öğrenme stratejilerinin kullanımına ilişkin öneri sunuldu.

Tom Mitchell makine öğrenmesi problem tanımını şu şekilde yapmıştır: Bilgisayar programı yeni görev olan 'T' yi gerçekleştirmek istemektedir. Bilgisayar programının, yeni görevi T yi yapması için eski deneyimlerden faydalanıp (E) öğrenerek, performans (P) artışına makina öğrenmesi denir (Mitchell, 1997). Ethem Alpaydın ise makina öğrenmesini bilgisayar programının örnek veri veya geçmiş veri kullanılarak belirlenen ölçüte göre tahmin başarısını artıracak şekilde programlaması olarak tanımlanır (Mohri et al., 2012). Makina öğrenmesinin amacı geçmiş verileri örnek kabul edip yeni karşılaşılabilecek veri örnekleri için tahminler yapmaktır (Bishop, 2006).

Özetle makine öğrenmesinin iki amacı vardır. Birincisi veri örneklerini tasarlanan modellere göre sınıflandırmak, ikinci amaç ise bu modellere göre gelecekteki durumlar için tahminler yapmaktır.



Şekil 3.1: Makine Öğrenmesi (Turhost, 2021).

3.1.1. Yapay Zekâ

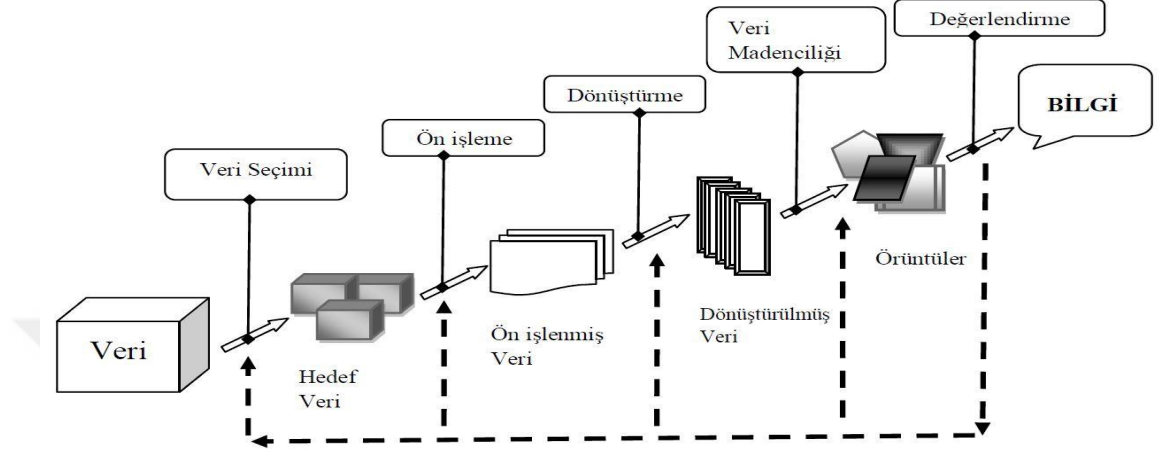
Makine öğrenimi, yapay zekânın doğal sonucu olarak ortaya çıkmıştır. Akademik olarak yapay zekanın ilk keşfedildiğinde, makine öğrenimi makineden toplanan verilerin işlenmesiyle ilişkilendirildi. Makine öğrenmesine sinir ağları yöntemiyle yaklaşıldı. Bu yöntemler sensörlerden alınan verileri istatistik modellerin kullanıldığı diğer modellerdi (Russell & Norvig, 1995). Mantıksal ve bilgiye dayalı tahminlere ilginin artması yapay zeka ve makine öğreniminin birbirlerinden ayrılmasına sebep oldu. Makine öğrenmesi modeli gözlemlere dayalı (makinelere toplanan verilerin işlenmesi) öğrenimlere odaklanırken, yapay zeka ise yapılan işlemleri öğrenen ve tekrarlanması için çevresel faktörler ile etkileşimini yorumlayan, aksiyon alan fonksiyon haline geldi (Alpaydın, 2004).

Literatürde bazı yayınlarda makine öğrenmesinin yapay zekanın alt kümesi olduğu belirtilse de, bazı kaynaklarda ise yapay zekanın makine öğrenmesinin akıllı bir işlevi olarak belirtilmektedir (Mohri et al., 2012).

3.1.2. Veri Madenciliği

Veri madenciliği geniş kullanım alanına sahip olup yapay zeka, makine öğrenimi, istatistik ve veri tabanlı çalışan sistemlerin bütününde kullanılmaktadır. Genel amacı veri kümelerinden veri kalıplarını çıkarma, analiz etme ve kullanılabilir (anlamı) hale getirmek ve depolamaktır. Depo edilen veri setleri ihtiyaç dahilinde kullanılmak üzere işlenebilir, görselleştirilebilir ve güncellenebilir (Çetintav vd., 2022).

Veri madenciliği ile belirtilmek istenen verilerin çıkartılması yanında büyük ölçekli verilerden daha sonra kullanılmak üzere kalıplar halinde bilginin çıkartılmasıdır (yorumlanabilir hale getirilmesi). İhtiyac halinde hazırlanan veriler bilgi işleme havuzuna işlenmek üzere gönderilir (toplama, çıkarma, depolama, analiz ve istatistik) ve bilgisayarla karar verme ve aksiyon alma faaliyetleri yapılır.



Şekil 3.2: Veri Madenciliği Süreci (Savaş, 2020).

3.1.3. Optimizasyon ve Genelleme

Matematiksel optimizasyon veya matematiksel programlama, genel olarak iki alt alana ayrılır: kesikli optimizasyon ve sürekli optimizasyon. İstatistiksel işlemlerden ekonomiye kadar tüm hesaplamalarda optimizasyon sorunları ortaya çıkabilmekte olup, çözüm ise matematik biliminin ilgi alanındadır. Optimizasyon fonksiyonun içine giren girdi değerlerinin, fonksiyondaki hesaplama sonuçlarını maksimize veya minimize etmek için kullanılır.

Makine öğreniminin ise optimizasyonla ortak ilgi alanları vardır: Çoğu öğrenme işlemi, eğitim setindeki kayıp fonksiyonlarının (eğitilen model tahminleri ile gerçek değerler arasındaki fark) en aza indirgenmesi olarak formüle edilir (Bishop, 2006).

Optimizasyon problemleri ve makine öğrenmesi işlemi arasındaki fark genellemeden kaynaklanır. Optimizasyon algoritmalarında genelleme setindeki kayıplar en aza indirgenir fakat makine öğrenme algoritmalarında amaç optimizasyon kaynaklı görünmeyen örneklerdeki kaybı en aza indirmektir.

3.1.4. İstatistikler

İstatistik ve makine öğrenimi birlikte çalışan fakat farklı görev tanımları olan yapılardır. Makine öğrenmesi algoritmaları istatistik verilerini sıklıkla kullanmakta olup ana hedefleri farklılıklar göstermektedir. Örneğin istatistikler, popülasyon çıkarımları yapar iken, makine öğrenmesi popülasyon çıkarımlarını analiz ederek genelleştirilebilir tahmin kalıpları bulur (Bzdok et al., 2018).

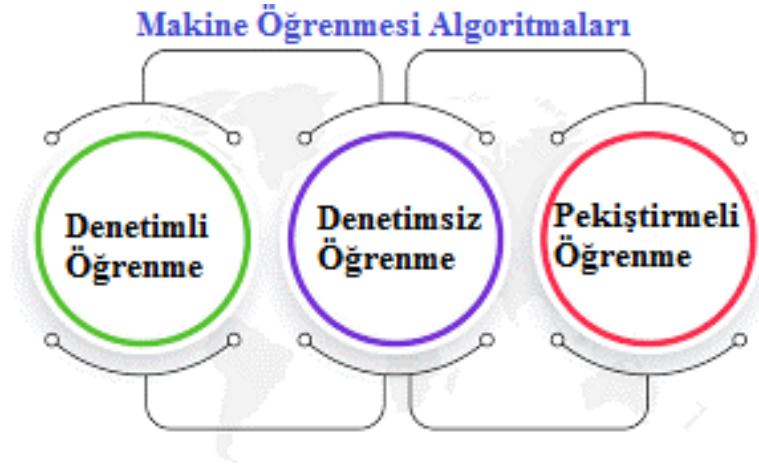
3.2. Makine Öğrenmesi Teorisi

Makine öğrenmesinin temel amacı örnek verilerden genelleme yapmaktır. Genelleme var olan, bilinen örnek setlerini yorumlayıp kaydederek yeni olası durumlar için çıkarım yapma işlemidir. Makine öğrenim algoritmasının genelleme yapmak için eğitim kümesine ve bu eğitim kümelerini işleyebileceği bir modele ihtiyacı vardır. Yeni veriler bu modele girer ve öğretici verilerdeki tecrübelerine istinaden makine öğrenmesi doğru tahminler vermeye çalışır (Mohri et al., 2012). Algoritmanın maksimum performansla tahmin yapabilmesi için üç tip yaklaşımdan sistemine göre uygun olan seçilip kullanılmasına ihtiyacı vardır:

Denetimli Öğrenme: Algoritmaya örnek veriler girilir ve bunların çıktıları sunulur. Algoritmanın amacı girdileri ve çıktıları birbirine eşlemek ve genel kuralı öğretmektir. Bilinmeyen bir veri sisteme girdiğinde öğrenilen genel kurala göre çıktılarına karar verilir.

Denetimsiz öğrenme: Algoritmaya herhangi bir öğretici veri verilmez. Girdilerde yapı bulması için algoritma kendi haline bırakılır. Denetimsiz öğrenmede amaç kendi başına bir hedefi veya bir amacı keşfetmeye yönlendirmektir (durum öğrenme).

Takviyeli öğrenme: Algoritma, belirlenen hedefleri yapabilmesi için gerekli (araç kullanmak veya santraç oynamak gibi) etkileşimli ortamda öğrenir ve kararlar alır. Program, problem alanında gezinirken, maksimize etmeye çalıştığı ödüllere benzer geri bildirim sağlar (Bishop, 2006).

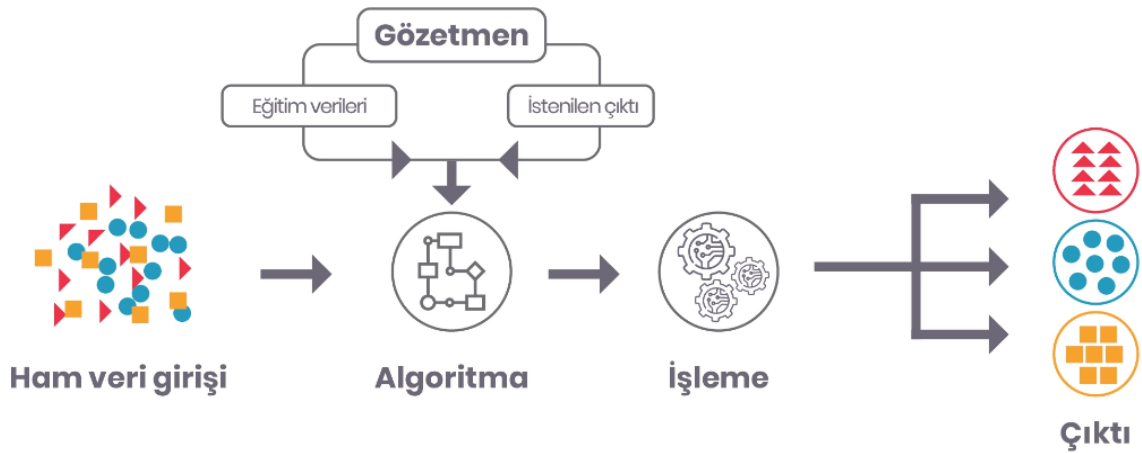


Şekil 3.3: Makine Öğrenmesi Yaklaşımları.

3.2.1. Denetimli Öğrenme

Denetimli öğrenme algoritmaları girdi ve çıktıları içeren matematiksel yapıda bulunur. Girdi verileri eğitim verileri olarak algortimada eğitim örnekleri olarak kullanılır. Eğitim örneklerinin bir veya daha fazla girdisi ve aynı zamanda çıktısı bulunur. Denetimli öğrenme algoritması tanımlanan fonksiyonun tekrarlanan optimizasyonu sayesinde yeni girdilerdeki çıktı sonuçlarını tahmin etmek için kullanmayı amaçlar. Algoritma bu sayede eğitim verileri gibi tanımlanmayan verileri optimize edip sınıflandırabilir.

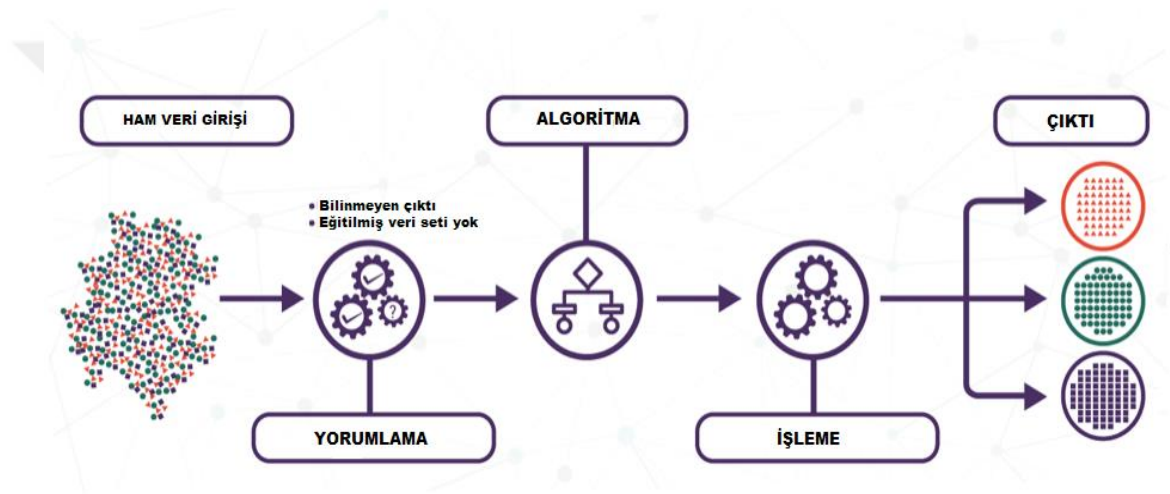
3 tip denetimli öğrenme algoritması bulunur. Bunlar; aktif öğrenme, sınıflandırma ve regresyon algoritmalarıdır. Sınıflandırma algoritmaları çıktıların değer kümeleriyle sınırlandırıldığı veri setlerinde kullanılır. Çıktıların bir aralık içerisinde farklı sayısal değerlere sahip olduğu veri setlerinde regresyon algoritmaları kullanılır (Alpaydın, 2004).



Şekil 3.4: Denetimli Öğrenme (Turhost, 2021).

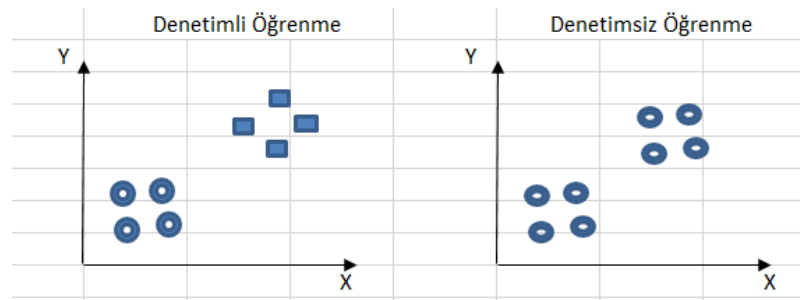
3.2.2. Denetimsiz Öğrenme

Denetimsiz öğrenme algoritmalarında herhangi bir öğretici (etiketlenmiş) veri kullanılmamakta olup makine topladığı verileri kendi kendine gruplayarak (etiketlenmemiş, gruplanmamış ve katagorize edilmemiş verilerden) öğrenmesi beklenir. Bu yüzden öğrenme süreci için çok fazla veri gerekli olup süreç uzun sürer, fakat doğruluk daha fazla olur. Denetimsiz öğrenme algoritmaları, geri bildirimle yanıt vermez, bunun yerine verilerdeki ortak noktalar tespit edilir ve yeni veri parçalarını ortak noktaların varlığına veya yokluğuna göre tepki verir (Dündar vd., 2021). Denetimsiz öğrenme algoritması sıklıkla olasılık, yoğunluk fonksiyonlarını bulma ve istatistikte yoğunluk tahmini yapma kullanım alanlarıdır (Ürdün and Piskopos, 2004).



Şekil 3.5: Denetimsiz Öğrenme (Candan, 2021).

Küme analizi yöntemi benzer verilerin alt kümelerine ayrılmasıdır. Bu sayede aynı kümede bulunan veriler benzer kriterlere göre veri gurupları oluşturur. Bu yöntem genellikle benzer ölçütlerde tanımlanan ve farklı kümeler arasında ayırt edici özellikler bulunan sistemlerde kullanılır. Diğer yöntemler yoğunluk ve grafik bağlantısına göre yapılır. Denetimli ve denetimsiz öğrenme arasındaki fark şekil 3.6'da gösterilmiştir.

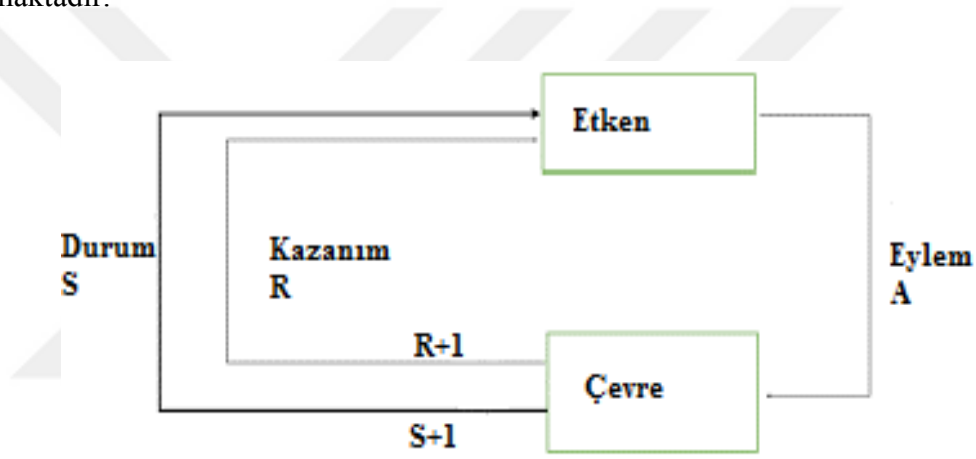


Şekil 3.6: Denetimli ve Denetimsiz Öğrenme.

3.2.3. Pekiştirmeli Öğrenme

Pekiştirmeli öğrenme algoritmalarında ödül kavramı vardır. Algoritma çevre ile etkileşime girer ve çıkarımlar yapar. Eğer algoritma çıkarımları sonucunda başarılı olursa ödül kazanır. Algoritma verdiği kararlarda ödül kazanma eğiliminde olduğu için, ortamda ödül kazanmak için nasıl hareket etmesi gerektiğine karar verecektir. Genel kullanıma sahip olduğu için birçok uygulamada kullanımı mevcuttur.

Pekiştirmeli öğrenme yönteminde eğitmen bulunur fakat eğitmen denetimli öğrenmedeki gibi sisteme çok fazla bilgi vermez. Bu modelde öğrenen sistem bir karar verdiğiğinde doğru kararın olduğu durumda sistem ödüllendirilir fakat her yanlış kararda sistem cezalandırılır. Bu yöntem otonom araçlarda veya insan rakibe karşı oyun oynamayı öğrenen makinelerde uygulanmaktadır.



Şekil 3.7: Pekiştirmeli Öğrenme- Markov Karar Süreci (Savaş, 2020).

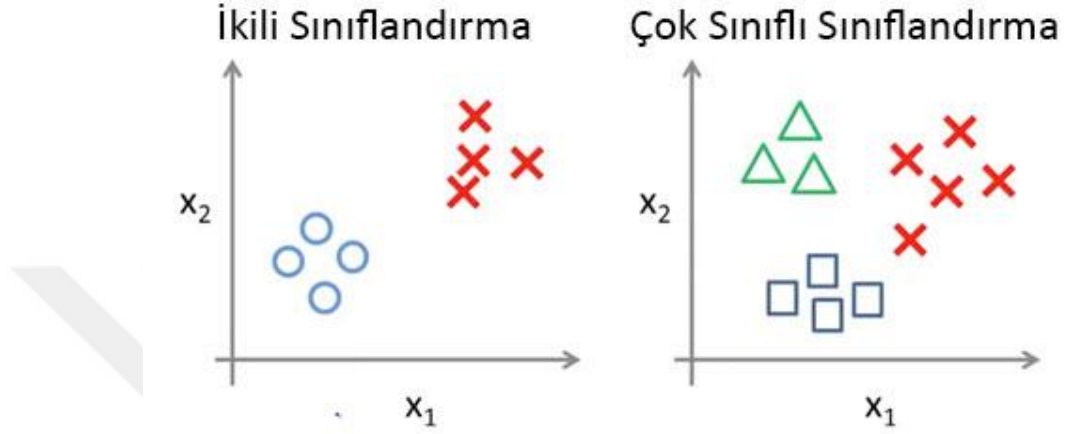
3.3. Makine Öğrenmesi Teknikleri

Makine öğreniminde amaç veri kümesini modele dönüştürmek için en uygun algoritmadan faydalanarak veri kümesini yorumlamak ve kararlar almak için kullanılır. Makine öğrenmesi algoritmaları makine öğrenmesinde motor görevi görür. Algoritmalar sayesinde veri setlerinden modeller oluşur. Hangi algoritmanın sistemde en iyi performans göstereceği analiz edilecek veri tipine ve işlevine göre değişiklik göstermektedir.

Programlama algoritmaları bilgisaya ne yapılacağını basitçe bildirir. Örnek olarak sıralama işlemini yapacak algoritma verilerdeki sayısal veya alfabetik sıra gibi ölçütlerde sıralanmasını tanımlar. Makine öğrenmesi modellerinde sıklıkla kullanılan iki yöntem regresyon ve sınıflandırmadır.

3.3.1. Sınıflandırma

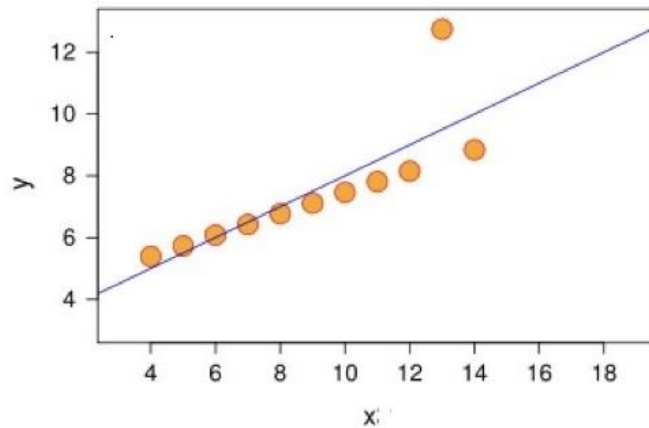
Veri setindeki verilerin benzer özellikleri sayesinde katagorize edilmesi sağlayan model bulma işlemidir. Sınıflandırma yönteminde sorunun etiketi yapılı ve tüm veriler belirli parametrelere göre katagorize edildikten sonra bu veriler için etiketler tahmin edilmeye çalışılır. Sınıflandırma modelleri oluşurken veriler ikili ve çok kategorili ayrılabilirler.



Şekil 3.8: Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Çeşitleri (Köktürk, 2021).

3.3.2. Regresyon

Veri setlerindeki verilerin sınıflarını ayırmak yerine sayısal değerlerine göre sürekli olarak takip etmek ve bu fonksiyonu üretmek için bir model tasarımını bulma sürecidir. Regresyon tekniğinde verilerin sayısal bağımlılığı ile ayırt edilmesi beklenmektedir. Regresyon ile nicel veriler üzerinde çıkarımlar yapılırken, sınıflandırma da sayısal olmayan değişkenleri de içerir. Şekil 3.9'da örnek bir regresyon uygulaması verilmiştir.



Şekil 3.9: Regresyon Uygulaması (Bulutistan, 2023).

Makine öğrenmesi algoritmalarından başarılı verim alınabilmesi için öncelikle kullanılan verinin doğruluğu ve temizliği önemlidir. Doğru veri seçilmesi durumunda ilk olarak verinin temizlenmesi ve ön işlemden geçmesi gerekmektedir. Ham veri temizlik ve ön işlemden geçmesi sonucu gürültü ve tutarsızlıklardan arınmış olacaktır.

3.3.3. Makine Öğrenmesi İçin Veri Ön İşlemleri

Genelleme: Makine öğrenmesinin kritik ve performansını belirleyen parametrelerin en önemlisi genellemedir. Öğretmen verilerin ilişkileri iyi analiz edilip bunları ilişkilendirip standart haline getirme işlemine genelleme denir. Genelleme sayesinde gelecek verilerin yorumlanması ve etiketlenmesi sağlanır. Genelleme ne kadar iyi olursa alacağımız sonuçlar bir o kadar başarılı olacaktır. Özetle genellemeyi doğru sonuçlar alma yeteneğidir.

Makina öğrenmesi problemlerinde hedef henüz bilinmeyen verileri doğru olarak tahmin etmektir. Bu nedenle, oluşturulan öğrenme modeli, gelecekteki veri öğelerinin doğru bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamak için çok iyi genellenebilmelidir.

Genelleme aslında modelimizin verilen verilerden öğrenme ve öğrenilen bilgileri başka problemlerde başarılı olduğu anlamına gelir. Eğitimde görmediği veriler üzerinde başarılı tahminler yapıyorsa verilen veriler üzerinde iyi genelleştirilmiş olduğu söyleyebilir.

Genelleme başarısını test etmek için kullanılan 3 yöntem vardır;

- a. Eğitim ve Test Setleri
- b. Doğrulama Setleri
- c. Çapraz doğrulama Setleri

a. Eğitim ve Test Setleri: Algoritmayı modellemeden önce veri setini eğitim ve test veri setleri olarak ayırmak gerekir. Amaç eğitim veri seti ile algoritmayı eğitmektir. Test verileri ise eğitilen algoritmanın uygunluğunu kontrol etmek için kullanılır.

Eğitim seti (Train Set): Algoritmanın eğitilmesi için kullanılan veri setidir.

Test seti (Test Set): Eğitim seti ile eğitilen algoritmanın değerlendirilmesi için kullanılan test veri setidir.

Eğitim setindeki veri sayısı arttıkça algoritma daha iyi öğrenecektir. Test seti büyüdükçe değerlendirme metrikleri daha iyi güvenilir olacaktır. Ayrıca test verileri üzerinde eğitim seti alınmamalıdır. Değerlendirme metriklerinde şaşırtıcı derecede iyi sonuçlar görülüyorsa bu

durum yanlışlıkla test setinde eğitim verdiğinin bir işareti olabilir. Yüksek doğruluk, test verilerini eğitim setine sızdığını gösterebilir.

b. Doğrulama (validation) Seti: Algoritma her iterasyonda eğitilir ve her eğitimin sonunda test seti ile ölçümler yapılır. Test seti her iterasyonda modelin verimliliğini test için kullanılması halinde modelin test setini içermekte olduğu veya olabileceği özel durumlara uyum sağlamasını sağlayacaktır. Bu yöntemde her bir iterasyonda test verileri, ölçüm seti olarak kullanıldığı için kullanılan modelin teste aşırı uyumlu (overfit) olma sorunu olabilir.

Eğitim setindeki sonuçları değerlendirmek için doğrulama seti (validation) kullanılır. Doğrulama seti, modelin üzerinde eğitim alınmamış ve hiperparametreleri ayarlamak için kullanılan verilerdir. Doğrulama seti ile eğitimlerin sonunda algoritma etkinliği test edilirse algoritmaya karar verdikten sonra test seti ile test ederek model etkinliği daha sağlıklı gözlemlenebilir.

c. Çapraz doğrulama (Cross Validation) Seti: Veri setini k tane parçaya ayırarak eğitimi yapar, bu k parçadan 1 parçayı test için kullanır, bu parça her seferinde bir önceki iterasyondan farklı olur, böylece model sürekli yeni test veri setleri ile test edilir.

Özetle çapraz doğrulama yöntemi, makina öğrenmesi algoritmalarının performans ölçümü ve değerlendirilmesi için kullanılır. Eğitim esnasında, eğitim veri setinin çeşitli bölümleri oluşturulur ve bu bölümlerin farklı alt kümeleri üzerinde eğitim ve test yapılır. Çapraz doğrulama yöntemi, veri setinin alt kümesi kullanılarak algoritma eğitilir ve daha sonra veri kümesinin tamamlayıcı alt kümesinde işlenerek değerlendirilen yöntemdir (Taş, 2020).

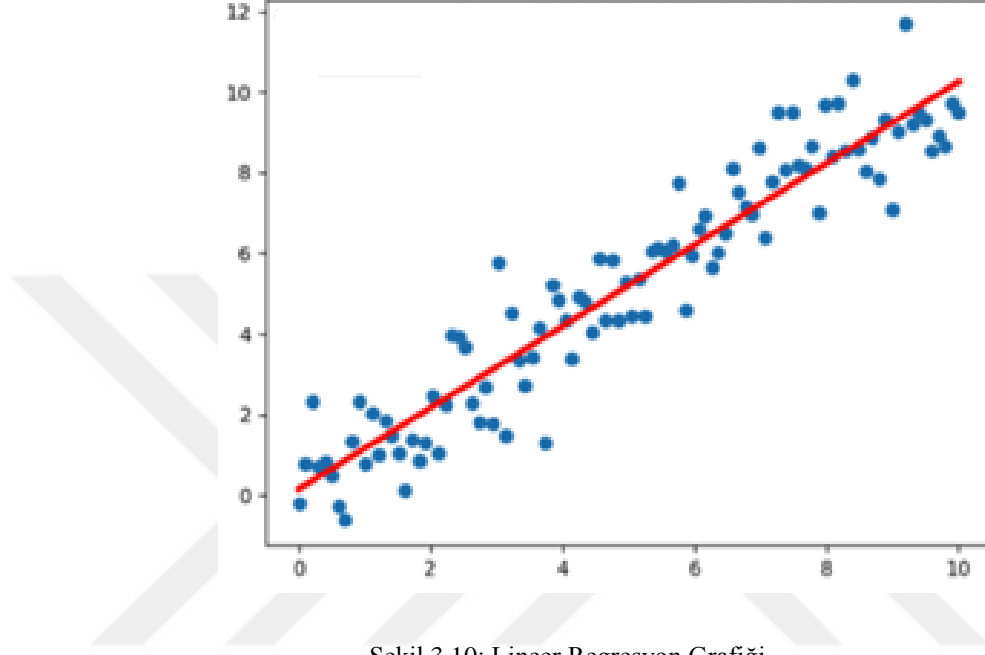
3.4. Makine Öğrenme Algoritmaları

3.4.1. Lineer Regresyon

Regresyon işlemi birden fazla değişken olan bir sistemde değişkenlerin arasındaki ilişkiyi bulmak için uygulanır. Sistemde hedef bağımlı bir değişken ile bir veya daha fazla bağımsız değişken bulunur. Bağımlı değişken ve bağımsız değişkenlerin neden sonuç ilişkisine bakılarak bağımlı değişkenin trendi izlenir. Kullanılacak regresyon tekniği seçilirken bağımsız değişken sayısı ve değişkenler arasındaki ilişki türü belirleyici olur. Çeşitli regresyon teknikleri bulunmakta olup lineer regresyon yöntemi makine öğrenmesi algoritmalarında sıklıkla kullanılır.

Lineer regresyon algoritması denetimli öğrenme algoritmalarında kullanılır. Algoritma tüm örnekleri için doğru ve yanlış verileri barındıran bir eğitim veri seti kullanılarak oluşturulur. Lineer regresyon yönteminde veri setlerine en uygun düz çizgiyi çizmek için kullanılır.

Algoritma veri setine en uygun lineer çizgiyi yerleştirir ve veri setindeki her değer bu çizgiye göre uzaklıklarını hesaplar ve verilerin durumları hakkında tahminler yapmaya başlar. Özetle Lineer regresyon veri setine en uygun düz çizgiyi yerleştirir ve bağımlı değişken (Y) ile bağımsız değişkenler (X) arasındaki ilişkiyi inceler. Şekil 3.10 daki grafikte kırmızı çizgi en uygun düz çizgiyi temsil ederken mavi noktalar veri setindeki verileri temsil eder (Baturynska and Martinsen, 2021).



Şekil 3.10: Lineer Regresyon Grafiği.

Lineer regresyon algoritmasında kullanılmak üzere yazılacak denklemler;

$$y' = b + w_1 * x_1 \quad (3.1)$$

y' : bağımlı değişken

b : sapma

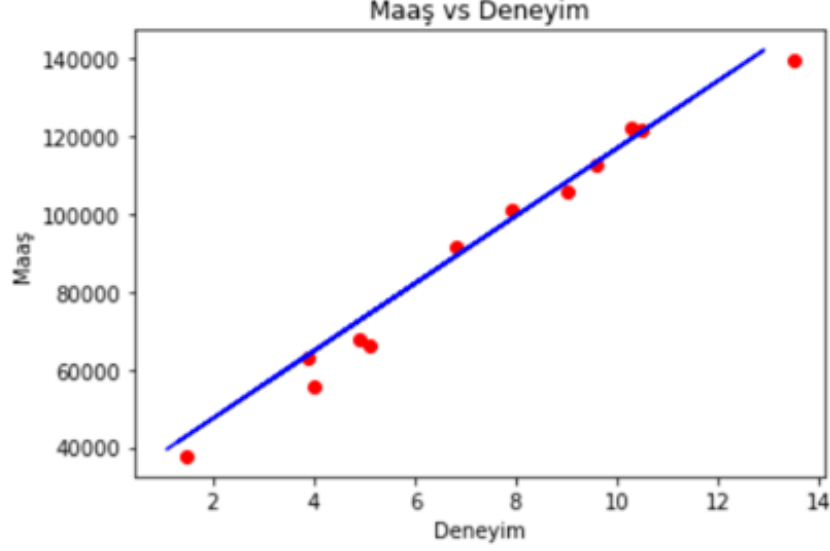
w_1 : eğim(özellik)

x_1 : bağımsız değişken

Şekildeki modelde sadece bir bağımsız değişken kullanılıyorsa da birden fazla bağımsız değişken ve özellik bir arada bulunan sistem modellemeleri yapmak gerekebilir. Örnek olarak üç özelliğe ve bağımsız değişkene sahip modelleme aşağıda verilmiştir.

$$y' = b + w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + w_3 * x_3 \quad (3.2)$$

İki boyutta deęişkenler arasındaki ilişkiyi izlemek için koordinat sisteminde gösterim şekil 3.11 de gösterilmiştir. Şekilde regresyon çizgisi ve veri örnek veri setindeki herbir veri gösterilmiştir.



Şekil 3.11: Lineer Regresyon – Maaş Deneyim Grafięi (Bilgin,2021).

Lineer regresyon algoritması veri setindeki noktalara en uygun olacak şekilde düz bir çizgi çizmeye çalışır. Baęımlı deęişken X özellięi giriş kısmına, hedef deęer ise Y ekseninde gösterilmiştir. Veri noktalarının konumlarına göre en uygun düz çizgi çizilmiştir. Bu çizgi sayesinde girdi X deęerine göre çıktı Y deęeri tahmin edilebilir hale gelmiştir.

Oluşturulan modelleme çizgisinin doęruluęunu ölçmek için kayıp (loss) kavramından faydalanır. Veri setinden X ve Y deęerleri alınır. Modelleme çizgisi sayesinde tahmin edilen Y deęeri ve Y'nin gerçek deęeri arasındaki farka göre kayıp kavramı seçilebilir (Liang and Frederick, 2022).

Regresyon kaybı gerçek deęerden uzaklaştıkça yaşanan kayıp farkın karesi kadar artar. Algoritma modellenirken sadece bir deęerdeki kaybı sıfır yapmak yeterli deęildir. Tüm veri deęerlerindeki kaybı en az olacak şekilde çizilmeye çalışılır. Algoritmanın performansını deęerlendirmek için model sonuçları ile gerçek sonuçların karşılaştırılmasını sayısallaştıran göstermek için Ortalama karesel hata formülü kullanılır.

Kare Kaybı: popüler bir kayıp fonksiyonu

$$(y - y')^2 : \text{etiket ve tahmin arasındaki farkın karesi}$$

Veri setindeki tüm verilerin ortalama kaybının toplanması ve veri sayısına bölünmesi ile ortalama kare kaybını hesaplanır (MSE). Aşağıda formülize edilmiştir:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in D} (y - \text{prediction}(x))^2 \quad (3.3)$$

(x,y) bir örnek:

X: Algoritmanın tahmin ederken kullandığı özellikler temsil eder.

Y: Tahmin edilen özellik

D: Veri setindeki verileri temsil eder (x, y) çiftleri.

N: Veri setindeki örnek sayısı D.

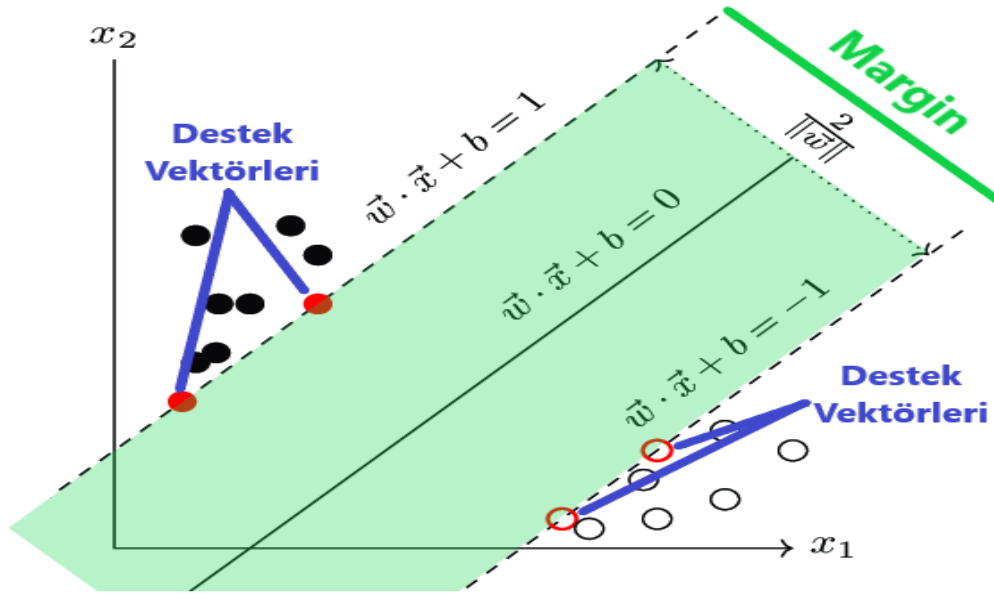
Amaç, veri setindeki noktaların hepsinden geçen en iyi çizgiyi çizmek ve ortalama hatayı minimize etmektir. Algoritmanın performansını ölçer ve her zaman pozitif değer alır. MSE değeri sıfıra ne kadar yakın olursa performans o kadar iyi olur.

3.4.2. Destek Vektör Makineleri

Destek Vektör Makineleri algoritması denetimli öğrenme tekniği olup veri sınıflandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılır. Destek Vektör Makineleri öğrenme aşamasında eğitim setindeki verileri istatistiksel olarak gruplandırarak model oluşturur. Model eğitici verileri geniş marjnlere ayırmaya çalışır. Böylece test verileriyle yapılan tahminlerin doğruluğunu artırmış olur (Vapnik, 2000).

Model veri setindeki verileri birbirinden ayırmak için doğru çizer. Bu doğru çizilirken iki farklı veri sınıfı noktalarına maksimum uzaklıkta olacak şekilde çizilir. Kompleks veri setlerin analizinde kullanılır ve büyük veri setlerinde tercih edilmez. Veri madenciliği (Burbidge et al., 2001), kredi derecelendirmelerinde (Chen and Shih, 2006), tıbbi araştırma ve benzeri işlerde destek vektör makineleri veri analizi için tercih edilir.

Destek vektör makineleri, az sayıdaki eğitim verilerinden başarılı sınıflandırmalar yapabilmekte olduğu için sıklıkla tercih edilen güçlü bir algoritmadır (Wun-Hua Chen and Jen-Ying Shih, 2006).



Şekil 3.12: Destek Vektör Makineleri (Akca, 2020).

Destek vektörleri birbirinden ayırma işlemini Şekil 3.12’de kartezyan koordinatlar da görsellenmiştir. İki farklı sınıf verileri siyah ve beyaz olarak gösterilmiştir. Algoritmanın amacı gelecek verinin siyah veya beyaz veri sınıfından hangisine geçeceğini bulmaktır. Bu sınıflandırmayı yapmak için iki sınıf noktalarına en uzak olacak şekilde doğru çizilir. Doğrunun ± 1 ’i arasındaki yeşil bölgeye Margin denir. Margin ne kadar genişse sınıflar arasındaki ayırım o kadar iyi ayrışır ve algoritmanın tahminleri başarılı sonuçlar verebilir.

$$\vec{y} = \begin{cases} 0 & \text{if } w^T \cdot x + b < 0 \\ 1 & \text{if } w^T \cdot x + b \geq 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

W ; ağırlık vektörüdür

(θ_1) ; girdi vektörüdür

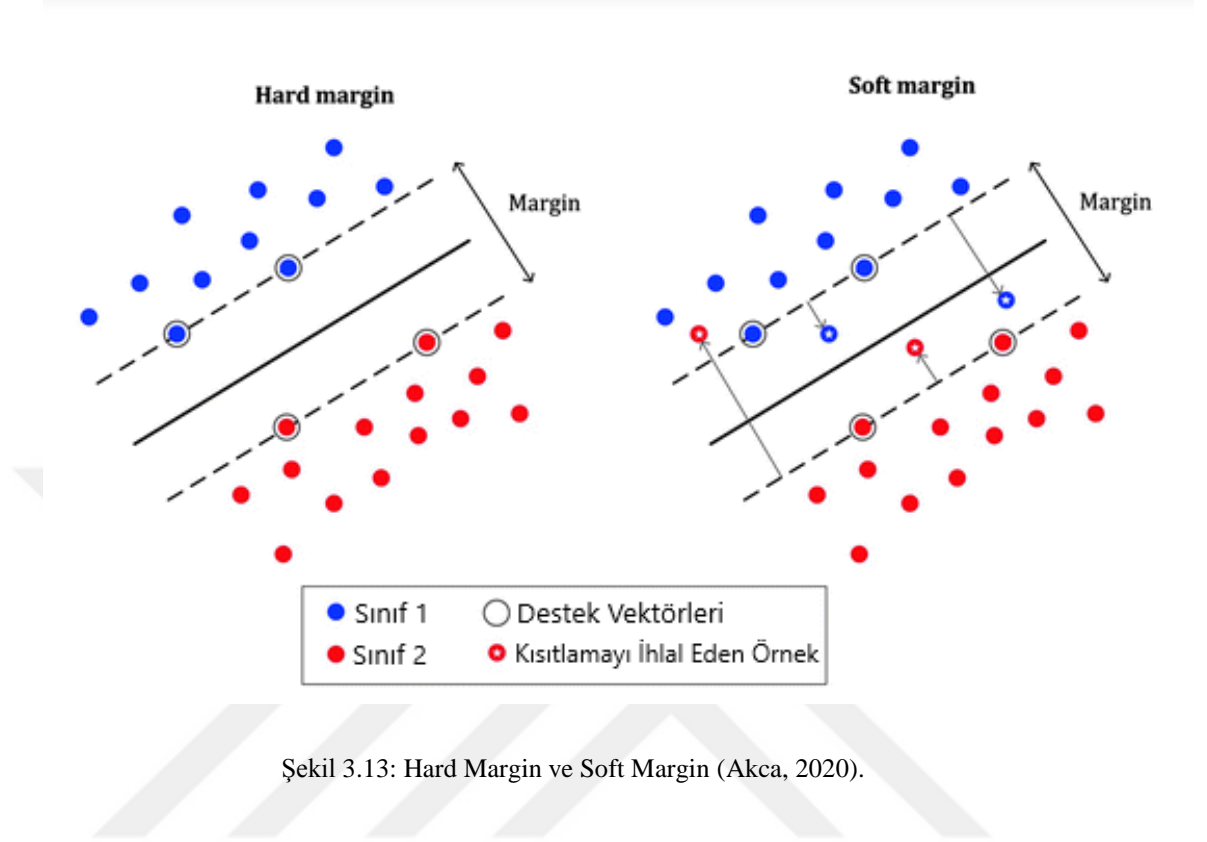
B ; sapma açısıdır (θ)

Yeni karşılaşılan değere göre çıkan sonuç 0’dan küçük olursa beyaz noktalara daha yakın olacak, eğer sonuç 0’a eşit veya büyük olursa siyah noktalara daha yakın olarak sınıflandırılacaktır.

3.4.2.1. Hard Margin ve Soft Margin

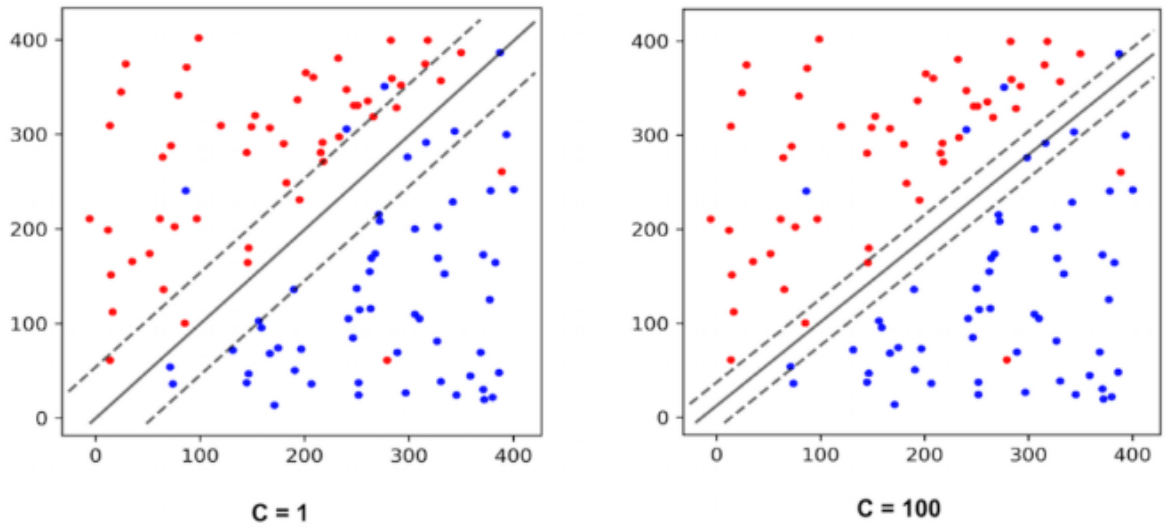
Margin her zaman şekil 3.12 deki gibi olmayabilir. Eğitim verilerinin lineer olarak ayıramadığı durumlarda verilerin birkaçı margin içinde kalabilir. Bu duruma soft margin denir.

Veri doğrusal olarak ayrılabilir durumda hard margin kullanılır ve aykırı değerlere karşı aşırı duyarlı olduğu için bazı durumlarda soft margini tercih etmek gerekir.



Şekil 3.13: Hard Margin ve Soft Margin (Akca, 2020).

Hard margin ile soft margin arasında kalan bölge C hipermatresi ile ayarlanır. C ne kadar büyük olursa Marjın o kadar daralır. C değeri çok büyük olursa model overfit olur. Bu durumda C değerini azaltmak gerekir.



Şekil 3.14: Farklı Hiperparametrelerde SVM Grafikleri (Akca, 2020).

Not: Hangi değeri alması gerektiği, modelin tasarımcısına bırakılan, problemlere ve veri setlerine göre değişiklik gösteren parametrelere hiper-parametre (hyperparameters) denir (Liang, 2017).

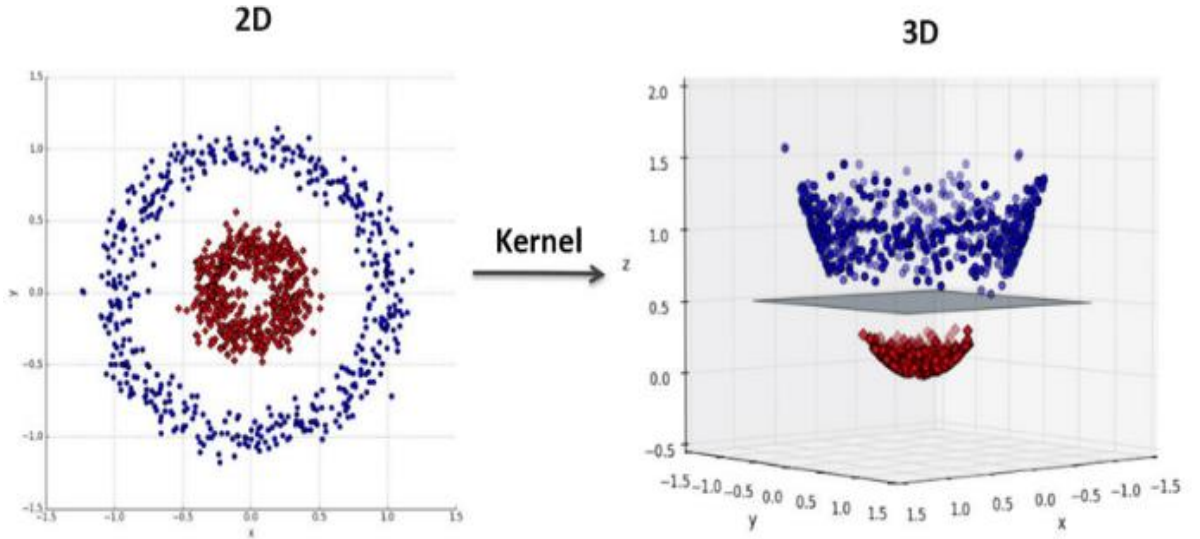
3.4.2.2. Kernel Trick

Karmaşık veri setleri düşük boyutlarda açıklanamayabilir. Eğer boyut artılırsa işlem süreleri artacağı için analizler uzun sürer. Bu durumun önüne geçmek için Kernel Trick fonksiyonlarını kullanırız. Mevcut koordinatlar Kernel fonksiyonları ile çarpılır ve yorumlanabilir, daha anlamlı hale getirilir (Kusumoto et al., 2021). Bu yöntemlerden sıklıkla kullanılan teknikler; Polynomial Kernel ve Gaussian RBF (Radial Basis Function) Kernel'dir.

Polynomial Kernel:

Yöntemin amacı problemi çözmek amacıyla 2 boyuttan 3 ve daha fazla boyutta geçip işlem yapma uygulamasıdır. Şekil 3.15'de iki boyutlu gösterimde sınıflandırma ancak bir doğru ile yapılabilir. Fakat 3 boyutlu gösterimde sınıflandırma bir düzlem oluşturarak gösterilir ve daha doğru sınıflandırılır.

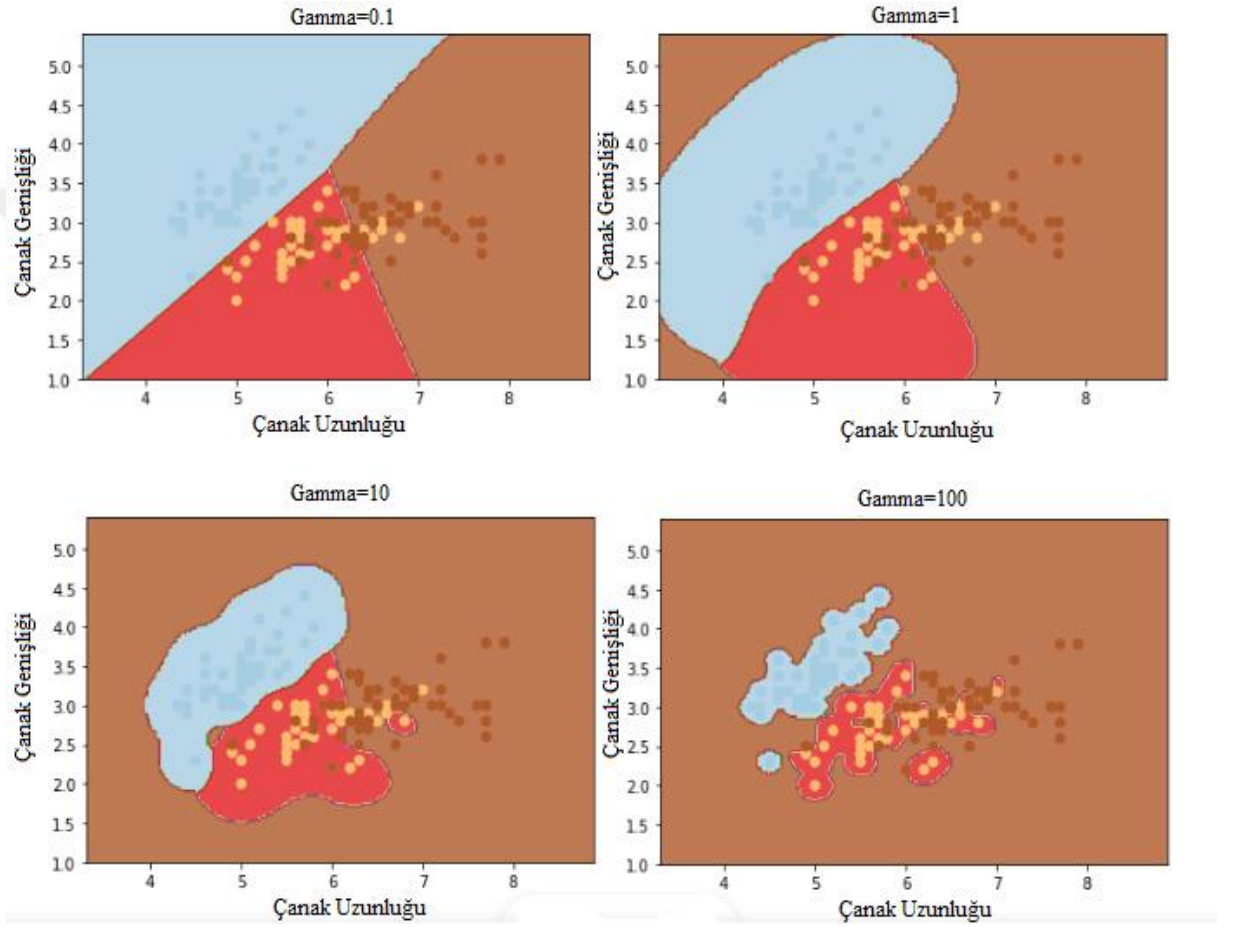
Not: Model overfit olmuşsa derecesini düşürmek, underfit olmuşsa derecesini yükseltmek gerekir (Kusumoto et al., 2021).



Şekil 3.15 : Polynomial Kernel ile Boyut Artırma (Akca, 2020).

Gaussian RBF (Radial Basis Function) Kernel:

Sonsuz boyutlardaki Destek Vektör Makinelerinin bulmak için kullanılır. Her noktanın belirli veri setindeki noktalara benzerliğini normal dağılımı ile hesaplar ve sınıflandırır. Dağılım genişliği yine gamma hiperparametresi ile ayarlanır. Gamma'nın aldığı değere göre dağılımın genişliği ayarlanır. C hiperparametresine benzer olarak, model overfit olmuş ise gamma değeri düşürülür, model underfit ise gamma değeri yükseltmesi gerekebilir. Veri seti aşırı büyük değilse RBF Kernel kullanımı tercih edilir (Billings et al., 2007).



Şekil 3.16: Farklı parametrelerde Gaussian RBF (Radial Basis Function) Kernel (Akca, 2020).

ÖZET:

- Destek Vektör Makineleri düzlem üzerinde veri setindeki noktaların bir doğru veya hiper düzlem ile ayrıştırarak gruplandırır.
- Büyük olmayan veri setlerinde kullanımı uygun olup, büyük veri setlerinde kullanıma uygun değildir. Ölçeklendirme (scale) yapılması gerekebilir.
- Margin C hiperparametresi sayesinde kontrol edebilir. C parametresi büyürse Margin azalır, küçülürse artar.
- Modelin overfit olması durumunda C'nin azlatılması gerekir.

- 2 boyutta çözülemeyen işlemlerin veri setlerinin boyutu büyütülerek çözme işlemine Kernel Trick adı verilir.
- Modelin overfit olması durumunda model derecesi düşürülür, underfit durumunda ise derecesi yükseltilir.
- Her noktanın veri setindeki her noktaya ne kadar benzediğini normal dağılımı ile hesaplayan ve sınıflandırabilen Kernel Trick metodu RBF Kernel olarak adlandırılır.

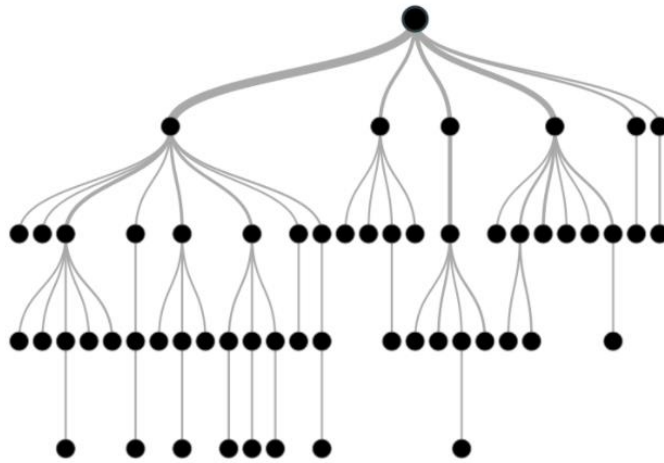
Not: Gamma değeri ile dağılım genişlik kontrolü yapılır. Gamma küçüldükçe dağılım genişler. Modelin overfit durumu olursa gamma değerini düşürmek, modelin underfit durumunda ise gamma değerini yükseltmek gerekir (Akca, 2020).

3.4.3. Karar Ağacı (Decision Tree)

Denetimli öğrenme algoritmaları arasında hemen her problemde uygulanabilen öğrenme algoritmalarıdır. Sınıflandırma ve regresyon problemlerinin ikisinde de kullanılabilir. Karar ağaçları, rastgele orman algoritmaları ve gradyan güçlendirme gibi yöntemler veri bilimi uygulamalarında sıklıkla kullanılır.

Karar ağaçları yapısında bulunan özelliklere ve amaca göre oluşturulan karar ve yaprak düğümleri ile ağaç yapısında modelleme oluşturur. Algoritma veri setini küçük parçalara sınıflandırarak böler ve geliştirir. Karar ağacı yapısı gereği, bir veya daha fazla özelliğe göre dallanma içerebilir. Karar ağacı yapısı oluşurken hem sayısal hem katagorik özellikler ile oluşabilir. İlk oluşan düğüme kök düğüm (root node) denir ve ardından karar düğümleri (decision nodes) ve yaprak düğümleri (leaf nodes) oluşur.

Karar Ağacı yapısı oluşurken önceden belirlenen hedef değişkenlere ve çok sayıda kayıt içeren veri kümesine sahiptir. Yapıları en tepeden aşağı inen, basit karar verme kuralları uygulayarak daha küçük kümelere bölmek için kullanılan yapıdır.



Şekil 3.17: Karar Ağacı Yapısı (Ulgen, 2017).

Karar Ağaçlarının Avantajları:

- Kullanılan ağaç yapıları sayesinde görselleştirerek anlaması ve yorumlaması kolay olur.
- Az miktar öğretici veri ile yapı oluşturulabilir.
- Sayısal ve katagorik değişken verileri işleyebildiği gibi ikisini aynı yapıda da işleyebilir.
- Birden fazla sonuca sahip problemlerde de kullanılabilir.
- Modelin doğrulaması istatistiksel verilerle mümkündür..
- Parametrik bir yöntem olmadığı için sınıflandırma yapısı hakkında yaklaşıma sahip olmak zorunda değildir.

Karar Ağaçlarının Dezavantajları:

- Verileri iyi şekilde açıklayamayan karmaşık ağaç yapıları oluşabilir ve ağaç dallanması takip edilemeyebilir.
- Ağaç yapısı kayıp değerleri desteklemez
- Ezbere öğrenme problemi karşımıza çıkabilir (over fitting). Problemin önüne geçmek için modelin parametrelerine kısıtlama ve budama gibi işlemler yapılabilir. Parametrelerin Budanması işlemi , az sayıdaki nesne barındıran yaprak düğümlerinin ağaç yapısından atılması anlamına gelir.
- Karar ağacı algoritmasında bölünme gerçekleşme şekli ağaç doğruluğu etkileyen faktörlerden biridir. Sınıflandırma ve regresyonda bölünme kriterleri farklıdır.
- Karar Ağacı, bir düğümü kaç tane alt düğüme bölünceğine karar vermek için algoritma kullanır. Alt düğümlerin oluşturulma amacı homojenliğin artırılması, daha doğru ve dataylı yaklaşım yapılmasıdır.
- Hedef değişken tipine göre algoritma seçilir. En sık kullanılan algoritmalar ise; Katagorik değişim tahminleri için Entropi, Gini ve sınıflandırma hatasıdır. Sürekli değişkenler için genellikle en küçük kareler yöntemi kullanılır.
- Entropi, verilerle alakalı belirsizliktir. Bir veri kümesi sadece bir etikete sahipse, düşük entropide olduğu düşünülebilir. Özetle verileri bölerken, entropiyi en az olacak şekile gelene kadar bölmek gerekir. Bölünme ne kadar çok ve başarılı olursa entropi azalır ve tahmillerde başarılı olur.

$$H = - \sum p(x) \log p(x) \quad (3.5)$$

Yukarıda entropi denklemi verilmiştir. Denklemden, $p(x)$ belirlenen sınıfa ait grup yüzdesi ve H de entropi değerini gösterir. Karar ağacı oluşturulurken entropiyi minimum olacak şekilde bölünmelerin yapılması beklenir. Bölünmenin başarısını test etmek için bilgi kazancı kullanılır. Bilgi kazancı denklemi şu şekilde hesaplanır;

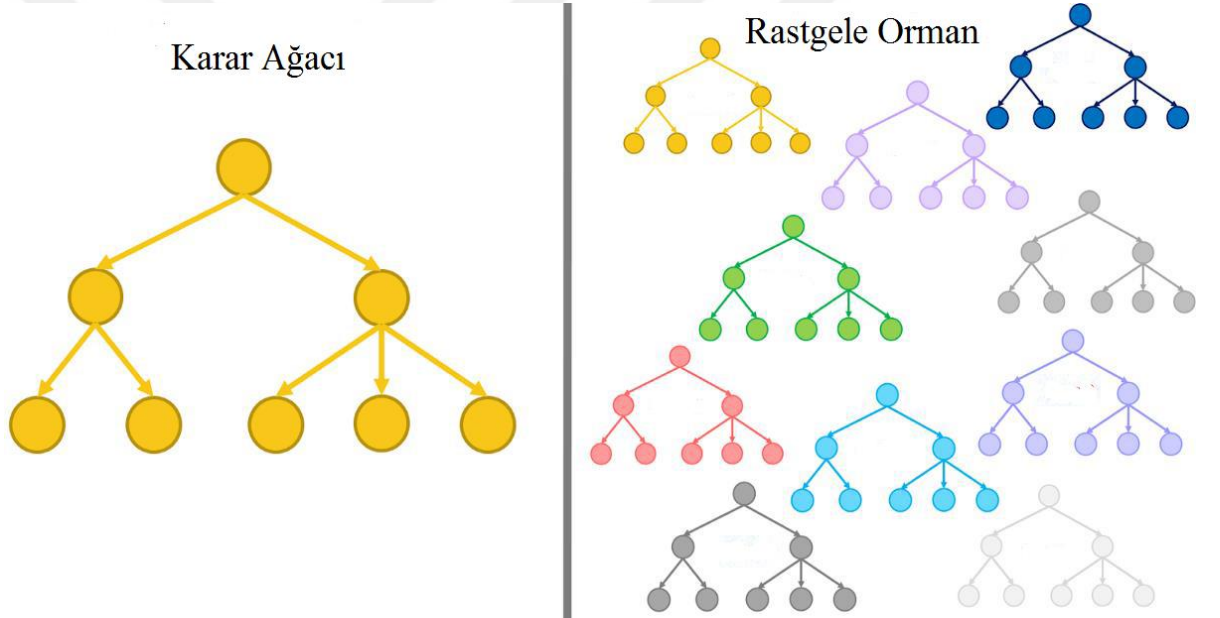
$$\text{Gain}(S, D) = H(S) - \sum_{V \in D} \frac{|V|}{|S|} H(V) \quad (3.6)$$

Denklemden S orijinal veri kümesini, V verileri ve D de kümenin bölünmüş parçalarını ifade eder. V 'nin her değeri ayrıktır ve S 'nin alt kümesidir. Bilgi kazancı, bölünme olmadan önceki entropi ile bütün öznelik entropi değerinin aralarındaki farkı olacak şekilde tanımlanır.

Karar ağacı algoritmaları sınıflandırma problemlerinde kullanılacağı veri setini iki ana parçaya (eğitim-train ve test) ayırıp, eğitim verilerini kullanarak model oluşturulup test verileri kullanılarakta algoritmanın başarısı hesaplanır.

3.4.4. Rastgele Orman Algoritması (Random Forest Algoritması)

Karar ağacı gibi denetimli öğrenme algoritmasıdır. Regresyon ve sınıflandırma işlemlerin ikisinde de kullanılabilir. Algoritmanın amacı birden fazla ağaç üreterek sınıflandırma yaparken sınıflandırma değerini yüksek ve doğru sonuçlar almaktır. Rastgele Orman algoritması birbirlerinden bağımsız çalışan birçok karar ağacını karşılaştırarak en yüksek değer alanı seçme işlemidir. Şekil 3.18 de gösterildiği gibi ağaç sayısı arttıkça kesin sonuç elde etme oranı artmaktadır. Karar ağacı algoritmasından temel farkı kök düğümü bulma ve bölme işleminin rastgele yapılmasıdır (Azhari et al., 2021).



Şekil 3.18: Rastgele Orman ve Tek Karar Ağacı Karşılaştırması (Sevinç, 2021).

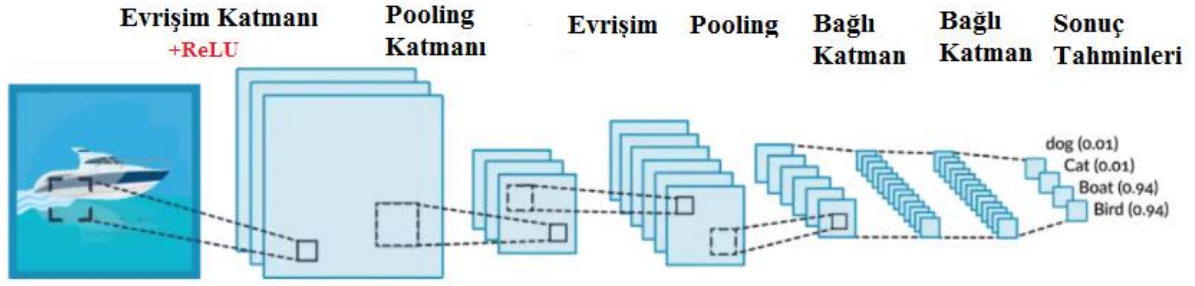
3.4.5. Evrişimli Sinir Ağı Algoritması (Convolutional Neural Network-CNN)

Evrişimli sinir ağları algoritması genellikle görüntü işleme problemleri modellenmesinde kullanılan girdi olarak görselleri kullanan derin öğrenme algoritmasıdır. Farklı uygulamaların görsellerindeki özelliklere fark edip, sınıflandırma yapan algoritmanın farklı katmanları vardır. Her katmanın kendine göre özellik ve uygulaması vardır. Bu katmanlar: Evrişim katmanı (Convolutional Layer), Pooling ve Fully Connected olarak adlandırılır. Katmanlardaki çeşitli işlemlerle işlenen veriler derin öğrenme algoritmasında kullanılacak formlara evrilir. CNN

algoritmalarında yapılan işlemlerde düzensiz formdaki verilerle işlem yapıldığı için veri ön işlemede diğer yöntemlere oranla az işlem vardır (Arohan Ajit et al., 2020).

Evrişim Katmanı (Convolutional Layer):

Bu katman görüntünün ilk işlendiği katmandır. Bir filtre sayesinde görüntü piksel piksel incelenir ve belirgin özellikler tespit edilmeye çalışılır. Bu fitredeki parametreler algoritma tarafından öğrenilir ve bu parametreler sürekli olarak güncellenerek daha iyi analizler yapılır. Ek olarak kullanılan diğer filtreler ile görsellerin kenarları tespit edilir, blur eklenir ve keskinleştirilebilir. Bu işlemler için kullanılan filtreler Şekil 3.19’da gösterilmiştir (Ajit et al., 2020).










Şekil 3.19: Convolutional Neural Network – Görüntü İşleme (Doğan, 2021).

Adım (Stride): Adım değerleri CNN modelinde parametrik şekilde değiştirilebilir. Adım değeri sayesinde filtre ana görsel üzerinden kaç pikse kayacağı belirlenir. Örnek olarak şekil 3.20’de evrişimdeki adım değeri bir olarak belirlenmiştir. Adım değeri bir olduğu için filtre bir piksel atlayarak analizlerini yapabilir. Eğer adım değeri iki olsaydı analiz esnasında ikişer piksel atlayacağından analiz sonucu feature map de daha küçük olacaktır.

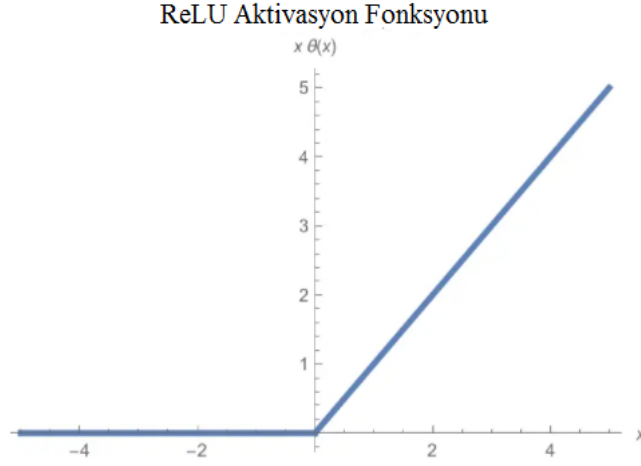
Dolgu (Padding): Bir görsel filtre uyguladığında boyutlarındaki azalmadan dolayı çıktı görselin orijinal halinden küçük olacaktır. Bu durumun önüne geçmek için padding yani dolgu yöntemi kullanılır. Görselin piksel kaybını önlemek için dört taraftan da sıfır eklenerek bir çerçeve yapılır. Filtre boyutuna göre çerçeve eklenen katman artırılabilir.

ReLU (Rectified Linear Unit): ReLU Fonksiyonunun kullanım amacı negatif değerlerden kurtulmaktır. Relu fonksiyonu $f(x) = \max(0, x)$ olarak çalışır. Doğrusal bir fonksiyon değildir. Örnek olarak -25 değeri ReLU fonksiyonu girdisi olursa çıktısı olarak 0 değerini, 25 değeri ise fonksiyon girdisi olursa çıktı 25 olur (Kiangala and Wang, 2020).

Şekil 3.21 de gösterildiği gibi ReLu fonksyonu algoritmanın negatif değerleri öğrenmesini engellemek veya bazı değerleri negatif değerlerinden dolayı kavrayamamasının önüne geçmek için kullanılır.

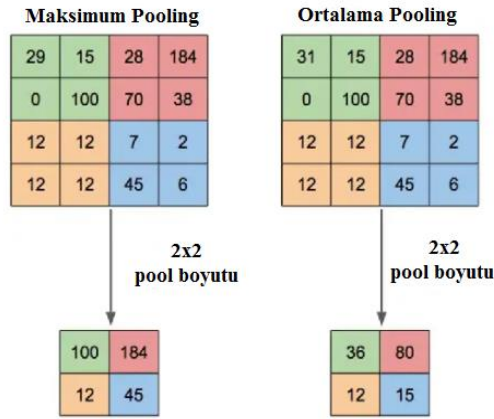
Operasyon	Filtre	Kıvrımlı Görüntü
Identity	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	
Edge detection	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	
	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Box blur	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	
Gaussian blur	$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	

Şekil 3.20: CNN Algoritma Filtreleri (Doğan, 2021).



Şekil 3.21: ReLU Fonksiyon Fonksyonu (Doğan, 2021).

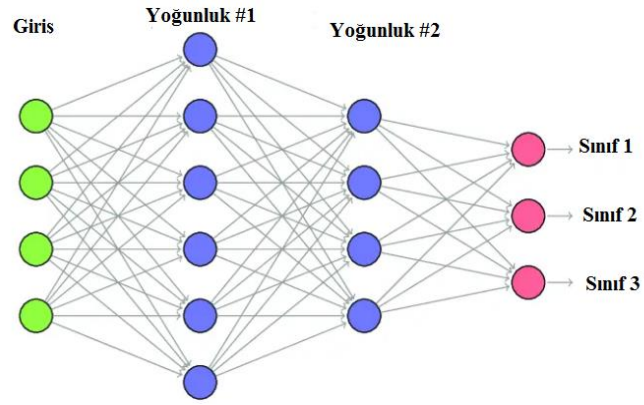
Pooling: Boyutsallığın azaltılması amacıyla kullanılır. Bu katmanda yakalanan önemsiz özellikleri işleme almadan belirgin özelliklerin ön plana çıkması sağlanır ve gerekli işlem gücü azalarak işlem sürelerini kısaltır. CNN modellerinde iki farklı pooling metodu kullanılmaktadır. Şekil 3.22 de gösterildiği gibi Max Pooling ve Average Pooling teknikleridir.



Şekil 3.22: Pooling Teknikleri (Doğan, 2021).

Pooling katmanında da filtre pikseller üzerinde analiz yapar. Analiz sonucu çıktının boyutnu belirleyen seçilen pooling tekniğidir. Eğer max pooling uyguluyorsak filtre kapsadığı en büyük alanı ya da averge pooling uygulanıyorsa filtredeki değerlerin ortalaması alınır ve boyut sadece önemli özellikler kalacak şekilde azaltılır.

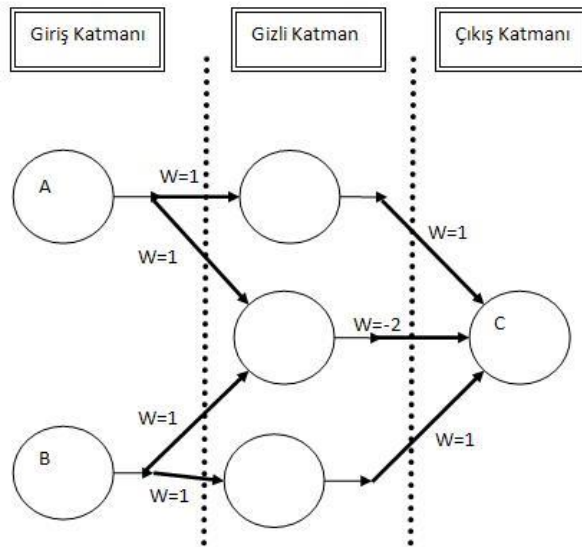
Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer): Tam Bağlantılı Katmanın amacı evrişimli katman ve pooling katmalarından geçen ve matris halinde olan görseli düz bir vektör haline getirmektir. Girdide kullanılacak resim sınır ağlarında eğitilebilecek formlara gelince sınır ağları öğrenmeye başlar.



Şekil 3.23: Tam Bağlantılı Katman (Doğan, 2021).

3.4.5.1. İleri Beslemeli Ağlar (Feedforward Neural Networks)

İleri beslemeli yapay sinir ağları algoritmasında 3 temel katman bulunmaktadır. İlk katman giriş katmanı olup sinir ağına giren verileri tutar. Ardından kendini eğitebilen ve işlemlerin yapıldığı gizli katman veya katmanlar bulunur. Tutulan verinin işlenmesi sonucu çıkış değerleri çıkış katmanında gösterilir. Algoritmada gizli katman sayısını belirleyen problem yapısı olup her katmanda 1 veya daha çok sinir hücreleri bulunabilmektedir.



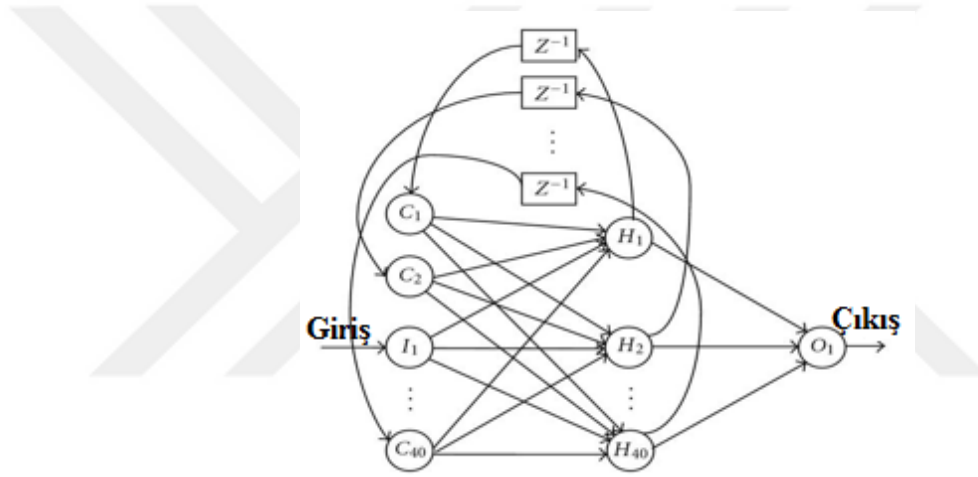
Şekil 3.24: Tek Gizli Katmanı Bulunan İleri Beslemeli Ağ Tasviri (Şeker, 2008).

Şekil 3.24 de gösterildiği gibi veri akışı giriş ve çıkış katmanları arasında sırayla olur. Yapay sinir ağında kaç her katman için kaç adet sinir hücresi olacağını belirlemek için iki kural vardır:

İlk olarak giriş katmanındaki nöron sayısı belirlenirken veri sayısına göre karar verilir. Örnek olarak öğrenmek ve sınıflandırmak istenen örüntü kaç veri ünitesinden oluştuğuna (örneğin bit) göre sistem giriş katmanında sinir hücre sayısı belirlenir. Aynı şekilde çıkış katmanı için de uygulanabilir. Çıkış bilgisi gösterimine karar verildikten sonra çıkışta bulunması gereken bütün değişkenler için bir sinir hücresi bulunması gerekir (Ojha et al., 2017).

3.4.5.2. Tekrarlayan Sinir Ağı Algoritması (Recurrent Neural Network-RNN)

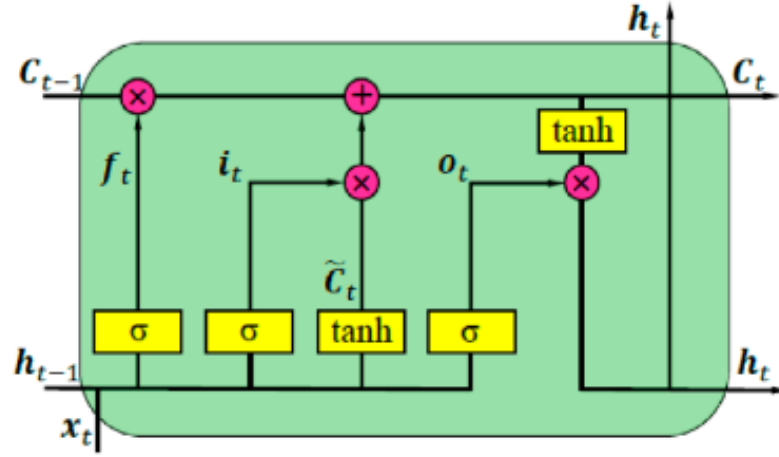
Feedforward ağ eğitilirken hata oranını düşürmek gereklidir. Bu sayede nöronlara yollanan ağırlıkları yenilenmesi ve inputlara uyan outputları verecek yapılar oluşturulur. Recurrent yani yinelenen yapılardaki sonuçlar ise tüm inputlara göre tahminler yapar (Salehinejad et al., 2018).



Şekil 3.25: Tekrarlayan Sinir Ağı Yapısı (RNN) (Salehinejad et al., 2018).

3.4.5.3. Uzun Kısa Süreli Bellek (LONG-SHORT TERM MEMORY)

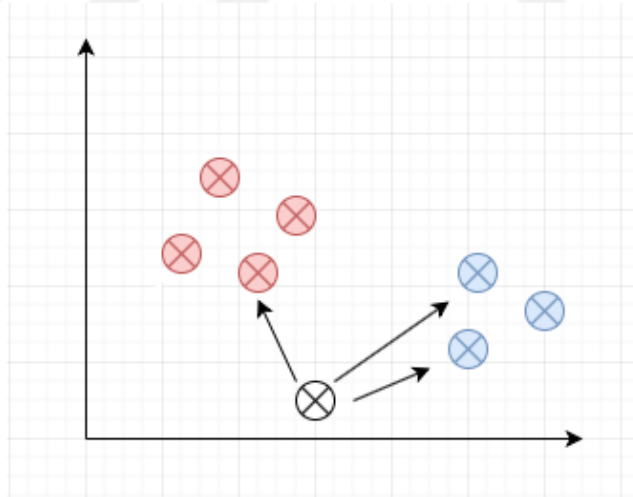
Uzun kısa süreli bellek algoritması, sıralanan veri modellenmesinde kullanılmak için RNN yaklaşımının özel türü olarak geliştirildi. RNN yaklaşımı genelinde, girdi verisindeki bilgilerin önceki çıktıların değerlerine de dikkate ederek tekrarlı incelemektir. Bu yapıda önceki bilgilerin göz önüne alınarak öğrenmesinin gerçekleştiği belirtildiğiyken gradyan kaybolması sorunundan dolayı mümkün olmadığı belirlenmiştir. Bu sorunun üstesinden gelmek için uzun süreli bilgiyi hatırlayabilen LSTM mimarisi geliştirilmiştir (Houdt et al., 2020).



Şekil 3.26: Uzun Kısa Bellek Mimarisi (Gürbüz, 2020)

3.4.6. En Yakın k Komşu Algoritması (k-NN)

Denetimli öğrenme tekniği olan En Yakın Komşu Algoritmasına, k-NN'de denir. T. M. Cover ve P. E. Hart tarafından 1967 yılında tasarlanmıştır. Sınıflandırma ve regresyon problemlerinin ikisinde de kullanılabilen algoritma, sınıfları belli eğitici veriler sayesinde yeni durumlar hakkında tahminlerde bulunur. K-NN genelde sınıflandırma problemlerinde kullanılmakta olup, algoritmaya dair öneri ve çıkarımlar sınıflandırma düşünülerek yapılmıştır.



Şekil 3.27: Ham Verinin Komşu Verilere Uzaklığı.

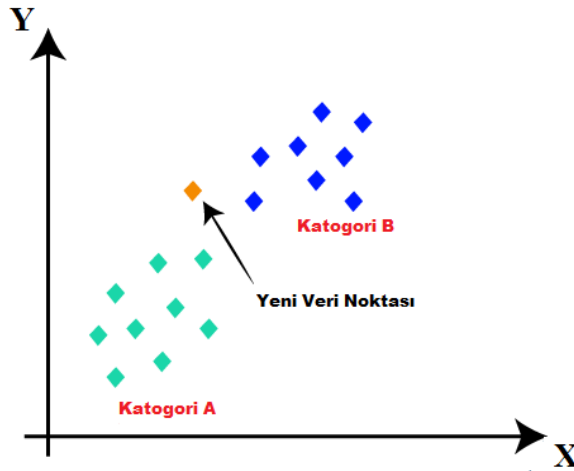
K-NN öğretici veri takımındaki noktalar arasında bir ilişki aramayan algoritmadır. K-NN algoritmasının eğitim aşamaları hızlı olup test aşamasında zaman ve hafıza gereksinimlerinden dolayı fazladır. Algoritma yeni verilerin mevcut tüm verilerle ilişkisini hesaplar ve mevcut kategorilerden en çok benzeyenin kategorisine yerleştirir ve tahminlerde bulunur (Ağbulut vd., 2021).

Öğretici veri setindeki veriler sayılar veya çok boyutlu vektörler olup, eğitim verileri sınıflarını içerir. Veri noktaları metrik uzay içinde olup noktalar arasındaki hesapları yapmak için 3 tip uzaklık fonksiyonu kullanılabilir (Euclidean, Manhattan ve Minkowski). Eğitim kümesi, test noktaları ve k algoritmasının girdileri olup, k değeri komşu sayılarını ifade eder. Sonuç tahmininde k değeri belirleyici olup, k değerinin yüksek seçilmesi hesaplama maliyetinin artmasına düşük seçilmesi ise verinin gürültülü kısmının sonucu etkilemesinde belirleyici olabilir. K değeri seçiminde farklı methodlar olması yanında en basit ve çokça kullanılan seçim olan \sqrt{n} kullanılacaktır (Rahima and Ahmarb, 2022).

K-NN çalışma prensibi:

- Komşu K sayısı belirlenir.
- K sayıda komşunun Öklid mesafesi hesaplanır.
- Hesaplanmış mesafeye göre K en yakın komşusu belirlenir.
- K komşuların arasından, tüm kategorideki veri noktaları sayısı sayılır.
- Yeni veri noktalarını, komşu sayısının maksimum olduğu kategoriye atanır.

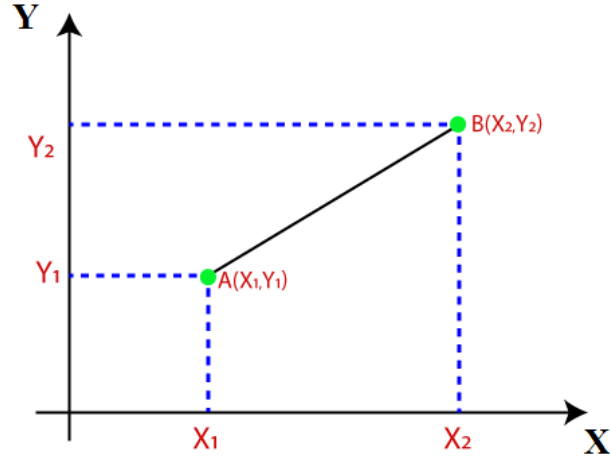
Örnek olarak yeni bir veri noktası ve onu gerekli kategoriye koymak gerekiyor. Aşağıdaki şekilde gösterilmiştir:



Şekil 3.28: K Değer Seçimi (Taştan, 2022).

Adım-1: Öncelikle komşu sayısı K seçilmelidir. K değeri seçimi için en iyi değeri belirlemenin özel yolu olmamakla beraber en iyi sonucu bulmak için denemek gerekir. K=1 veya K=2 gibi K için çok düşük bir değer gürültülü olabilir ve modelde aykırı değerlerin etkilerine yol açabilir. K için en çok tercih edilen değer 5'tir.

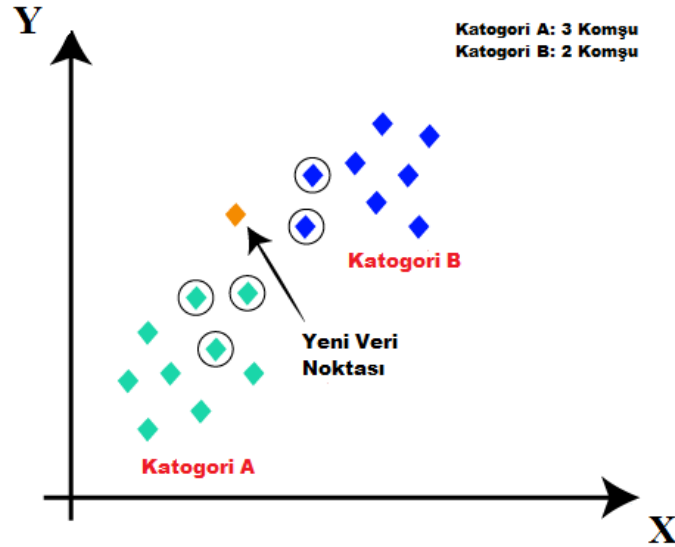
Adım-2: Ardından, veri noktaları arasındaki Öklid mesafesi hesaplanır. Öklid mesafesi, daha önce geometride incelediğimiz iki nokta arasındaki mesafedir. Şu şekilde hesaplanabilir:



Şekil 3.29: A-B Arası Öklit Mesafesi (Taştan, 2022).

Adım-3: A-B İki nokta arasındaki Öklid Mesafesi: $A-B = \sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2}$

Adım-4: Öklid mesafesini hesaplayarak, A kategorisinde en yakın üç komşu ve B kategorisinde en yakın iki komşu olmak üzere en yakın komşuları elde edildi.



Şekil 3.30: Yeni Veri noktası ve En Yakın Komşu Noktaları (Taştan, 2022).

Adım-5: Gördüğümüz gibi en yakın 3 komşu A kategorisindedir, dolayısıyla bu yeni veri noktası A kategorisine ait olmalıdır.

KNN Algoritmasının Avantajları:

- Uygulanması basittir.

- Grltl eēitim verilerine karřı dayanıklıdır
- Eēitim verileri bykse daha etkili olabilir.

KNN Algoritmasının Dezavantajları:

- Her zaman, bir sre karmařık olabilecek K deēerini belirlemesi gerekir.
- Tm eēitim rnekleri iin veri noktaları arasındaki mesafenin hesaplanması nedeniyle hesaplama maliyeti yksektir (Ihsan vd., 2017).



4. MATERYAL VE METHOD

4.1. Materyal

4.1.1. Vakum Pompası

Günümüzde endüstriyel sektörlerde yaygın olarak kullanılan vakum pompaları, geniş bir uygulama alanına sahip olan ve bir bölgedeki gazın tahliyesi için kullanılan makinelerdir. Vakum pompaları kapalı bir hacimdeki gaz moleküllerini çekerek negatif basınç veya alçak basınç oluşturur. Pompanın içindeki mekanizma, atmosfer altındaki basıncı azaltmak için küçük bir boşluğu genişletir ve genişleyen hacime dolan hava molekülleri, genişliği daraltarak egzozdan dışarı atılır.

Vakum pompaları genel olarak üç tip vakum tekniğine ayrılırlar. Bunlar pozitif yer değiştirmeli, momentum transferli ve tuzaklı vakum pompalarıdır. Modern vakum pompalarının çoğu pozitif yer değiştirmeli pompalardır. Pozitif yer değiştirmeli pompalar bir boşluğu genişleterek haznedeki gazların bu boşluğa akmasını sağlar ve boşluğu daraltırken haznedeki gazı atmosfere bırakır. Bu işlemi tekrar tekrar yapmak için mekanizma kullanır. Çalışmada kullanılan vakum pompası Busch firmasının ürettiği 40 m³/h debiye sahip rotorlu yağlı tip vakum pompasıdır.

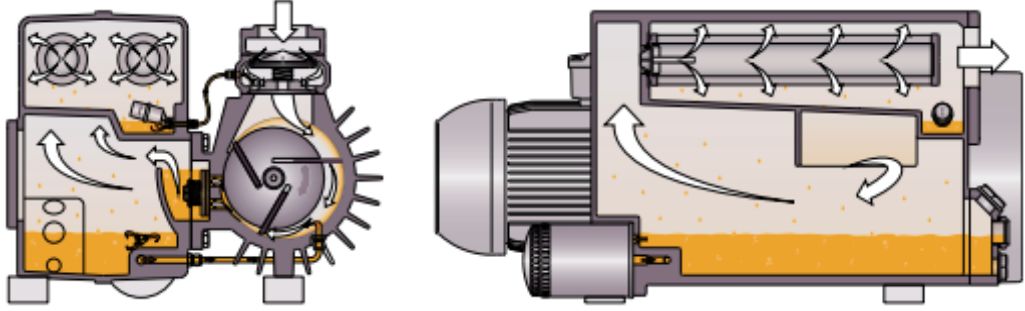
4.1.1.1. Busch R5 KC 0040 F Rotorlu Yağlı Tip Vakum Pompası

R5 KB yağlı tip rotorlu vakum pompalarının kullanım alanı çok fazladır. Vakumlu paketlenme, gıda işleme, pnömatik taşıma, plastik işleme tesisleri gibi birçok endüstriyel uygulamada kullanılmak için tasarlanmıştır. Vakum pompaları, düşük basınç aralıklarında dahi yüksek pompalama hızları ve hızlı tahliye sürelerine sahiptir.



Şekil 4.1: Rotorlu Yağlı Tip Vakum Pompası (Busch, 2022).

4.1.1.2. Busch R5 KC 0040 Vakum Pompası Çalışma Prensibi



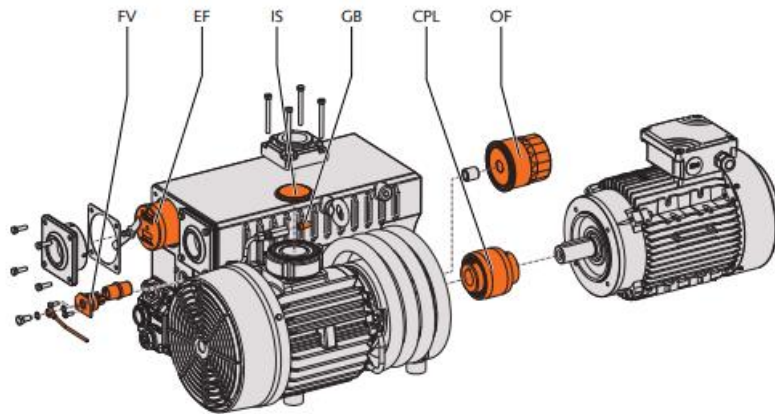
Şekil 4.2: Vakum Pompası Çalışma Prensibi (Busch, 2022).

- Makine döner kanat prensibi ile çalışmaktadır.
- Yağ boşlukları kapatır, kanatları yağlar ve sıkıştırma ısısını alır.
- Yağ filtresi dolaşan yağı temizler.
- Egzoz filtreleri, yağı tahliye edilen gazdan ayırır.

Not 1 : Makine, hava ve diğer kuru, agresif olmayan, toksik olmayan ve patlayıcı olmayan gazların emilmesi için tasarlanmıştır.

Not 2 : Oksijen versiyonu, özellikle yüksek oksijen içeriğine (hacim içeriği %21'den fazla ve %100'e kadar) sahip gazların taşınması için tasarlanmıştır.

4.1.1.3. Busch R5 KC 0040 Vakum Pompası Bakımı



Şekil 4.3: Arıza Giderme Sırasında Dahil Olabilecek Parçaların Gösterimi (Busch, 2022).



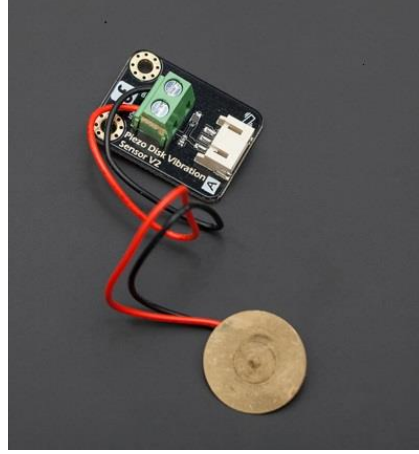
Şekil 4.4: Bakımı Yapılan R5 RC 0040 Vakum Pompası Demontaj İşlemi.

4.1.2. Sensörler

Makine öğrenimi ile kestirimci bakım çalışmasını gerçekleştirmek için deney yapılacak sistem hakkında veri toplanılması gerekir. Bunun için analog sensörler kullanılarak pompadan titreşim, basınç, akım, sıcaklık ve nem değerleri ölçülmüştür.

4.1.2.1. Titreşim Sensörü

Titreşim sensörü piezoelektrik sensör olarak da adlandırılır. Bu sensörler, çeşitli süreçleri ölçmek için kullanılan esnek cihazlardır. Piezoelektrik sensör, basınç, hızlanma, gerinim veya kuvvetteki değişiklikleri elektrik yüküne dönüştürerek ölçmek için piezoelektrik etkiyi kullanan bir cihazdır. Sensör, ölçtüğü fiziksel boyutu dijital bir sinyale dönüştürür. DFRobot Piezo Titreşim Sensörü, titreşim yoğunluğuyla orantılı olarak ölçülebilir bir çıkış voltajı farkı üreterek voltaj değişikliklerine yanıt veren bir piezoelektrik sensördür (Oral vd., 2019).



Şekil 4.5: DFRobot Piezo Titreşim Sensörü.

Tablo 4.1: Piezo titreşim sensörünün özellikleri:

Özellik	Değeri
Güç Kaynağı	Güç Kaynağı gerekli değildir
Arayüz	Analog
Besleme Gerilimi	3,3V-5V
Akım	1mA'dan az
Ağırlık	10g

4.1.2.2. Basınç Sensörü

Gaz ve sıvı moleküllerin basınç değerlerini ölçmek için kullanılan cihazlara hacimsel basınç sensörü denir. Üretim ve kontrol süreçlerinde oldukça yaygın kullanılan cihazlardır. Bu sensörler çalışırken basınç değerini elektrik sinyallerine dönüştürürler. Kapalı bir alandaki bileşenlerin basıncı, basınç sensörleri tarafından hem izlenebilir hem de kontrol edilebilir. Çalışmada vakum odasındaki negatif basıncı gözlemlemek için MPS20N0040D sensörü kullanılmıştır. Sensörün ölçüm aralığı ve çalışma koşulları çalışma koşullarını sağlamaktadır.



Şekil 4.6: MPS20N0040D-D 0-40kPa Basınç Sensörü DIP-6.

Tablo 4.2: MPS20N0040D-D 0-40kPa Basınç Sensörü DIP-6 Teknik Özellikleri.

Özellik	Değeri
Ölçüm Ortamı	Hava
Ölçüm Aralığı	0-40kPa
Çalışma sıcaklığı	-40° C +125° C
Depolama sıcaklığı	-40° C+150° C
Nem	(% 50 ±% 10) RH
Ortam sıcaklığı	(25 ± 1)° C
Çıkış empedansı	4kΩ ~ 6kΩ
Sıfır çıkış	-15mV ~ + 15mV
Güç kaynağı	≤10V DC veya ≤2.0mA DC

4.1.2.3. Akım Sensörü

Akım sensörleri, bir iletken den geçen akımı ölçerek sinyal oluşturur Motor fazına seri bağlanan akım sensörü ile motorun ne kadar akım çektiği gözlemlenmiştir. Pompa motorunun 5 Ampere kadar çektiği için ACS712 akım sensör kartı, çalışmada akım ölçümü yapmak için uygun bir sensördür (Arıcı, 2014). Kart 5 ampere kadar ölçüm yapabilir. Sensör motor kontrol devreleri, güç yönetimi ve güç kaynağı devrelerinde kullanılabilir olup ayrıca hall sensörü kullanıldığı için elektrik ve elektronik devreleri birbirinden ayrıdır. Ürün hem DC hem de AC devrelerde kullanılabilir ve çift yönlü akım akışına izin verecek şekilde tasarlanmıştır.



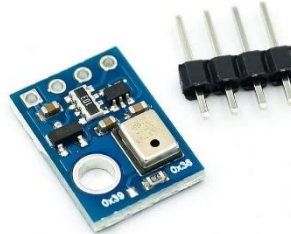
Şekil 4.7: ACS712 Akım Sensör'ü Kartının Görünümü.

Tablo 4.3: ACS712 Akım Sensörü'nün Teknik Özellikleri.

Özellik	Değeri
Çalışma gerilimi	3 V ile 5.5 V
Aşırı yük uyarı	LED'i yakar
PCB board boyutları	33 (mm) x 14 (mm)
Çıkış voltajı akım başına	185 mV değişir
Çalışma sıcaklığı	-40 ile 85 Derece

4.1.2.4. Sıcaklık-Nem Sensörü

Sıcaklık sensörü, sistem tarafından üretilen ısı enerjisi miktarını ölçerek sıcaklıktaki fiziksel değişimi algılar ve analog verileri işleyerek dijital çıktı üretilmesini sağlar. Bu sayede fanların çalışması ve motor yükü izlenmiştir. AHT10 sensörünü çalışma voltajı (1.8V-6V) uyumluluğu ve çalışma sıcaklık aralığı (-40 °C - 85 °C) sisteme uygun olduğu için tercih edilmiştir.



Şekil 4.8 : AHT10 Sıcaklık-Nem Sensörü Kartı.

Tablo 4.4: AHT10 Sıcaklık-Nem Sensörü Kartı Teknik Özellikleri.

Özellik	Değeri
Çalışma voltajı	1.8V ile 6V
Nem doğruluğu	±% 2
Sıcaklık hassasiyeti	± 0,3 ° C
Çalışma sıcaklığı	-40 °C ile 85 °C

4.1.3. Mikroişlemciler

4.1.3.1. Arduino UNO R3

Arduino, elektronik projelerinde kullanılan açık kaynaklı bir mikrodenetleyicidir. Arduino, hem fiziksel olarak programlanabilir devre kartından hem de bir yazılım parçasında veya bilgisayarda çalışan, bilgisayar kodunu fiziksel karta yazmak ve yüklemek için kullanılan bütünleşmiş geliştirme ortamından oluşur. Çalışmada sensorlerden alınan verileri toplamak ve işlemek için kullanılmıştır.



Şekil 4.9: Arduino UNO R3

Tablo 4.5: Arduino Uno Teknik Özellikleri:

Özellik	Değeri
Mikrodenetleyici	ATmega328
Çalışma gerilimi	5V
Giriş gerilimi (limit)	6-20V
Dijital G/Ç pinleri	14 (6 tanesi PWM çıkışı)
Analog giriş pinleri	6
Her G/Ç için akım	40 mA
3.3V Çıkış için akım	50 mA

4.1.3.4. Raspberry Pi 4

Raspberry Pi, tek kartlı bir bilgisayardır. CPU tam orada kartın üzerine yerleştirilmiştir. Açıkta bulunan bağlantı noktaları ve takılı bilgisayar yongaları içeren geleneksel bir anakarta benzer. Ayrıca eklemek istenilen cihazların giriş ve çıkışlarını bağlamak için gereken tüm bileşenlere sahiptir. Çalışmada k-NN algoritmasını çalıştırmak ve kullanıcıya e-posta atmak için kullanılmıştır.



Şekil 4.10: Raspberry Pi 4 Model B- 2GB.

Tablo 4.6: Raspberry Pi 4 2 GB kartın teknik özellikleri:

Özellik	Değeri
Mikrodenetleyici	ARM Cortex-A72
Ram	2 Gb LPDDR4
Grafik	VideoCore VI
USB-C güç girişi	5V- 3A
Dijital G/Ç pinleri	14 (6 tanesi PWM çıkışı)
Bağlantı portları	2 adet mikro HDMI, 2'şer adet USB 3.0 ve USB 2.0 portları
Bluetooth	5.0 BLE
Ethernet	Gigabit
Video	4kp60 HEVC

4.2. Method

4.2.1 Deneysel Kurulum

Vakum pompasının durum izlemeye dayalı bakım stratejisini oluşturmak için sensörler ve kontrolcülerden yararlanılmıştır. Belirlenen sensörler vakum pompasının kritik noktalarına yerleştirilip analog veriler toplanmıştır. Kritik noktalar belirlenirken sensörlerden en iyi verim alınan yerler tecrübeye dayalı olarak belirlenmiştir. Sensörlerin bağlandığı noktalar Şekil 4.11'de gösterilmiştir. Şekil 4.11'de gösterilen 1 numara ile işaretlenmiş piezo titreşim sensörüdür. Titreşim analizinin yapılacağı yerler Şekil 1.7'de belirtilmiştir, fakat deney düzeneğinde belirtilen yerlerden veri alabilmek için konstrüksiyonun kullanılabilirliği uygun değildir. Titreşim sensöründeki değişimi analiz edebilmek için düz bir zemin seçilmiş, veri alma süreci boyunca sensörün yerinde değişiklik yapılmadığı (ölçüm boyunca tek noktadan veri toplanmıştır) sürece karşılaştırma yapılabileceği düşünülerek montajı yapılmıştır.

Vakum ölçümü için kullanılan 2 numara ile işaretlenmiş sensör basınç sensörüdür. Basınç sensörünü maşonlu bağlantı ile pompanın vakum odasına montajı yapılmış ve gaz basıncındaki değişiklikler gözlemlenmiştir, veriler toplanmıştır. Vakum hatlarındaki deformasyonlar, vakum yağı azalması, paletlerin aşınması pompanın vakum performansında düşüslere sebep olduğu gözlenmiştir.

Sıcaklık ölçümü için kullanılan AHT10 sıcaklık sensörü 3 numara ile işaretlenmiştir. Motor stator sargılarına monte edilen sıcaklık sensörü motor sıcaklığını ve ortamdaki nem miktarını ölçmek için kullanılmıştır. Sıcaklık değerleri arttıkça nem değerlerinin azaldığı gözlenmektedir. Vakum yağı azalması, rulman dağılması, stator sargılardaki bozukluklar, fan bozuklukları gibi durumlar pompayı zorladığı gibi pompanın ısınmasına, sıcaklığının artışına ve ortamdaki nemin azalmasına sebep olduğu gözlemlenmiştir.

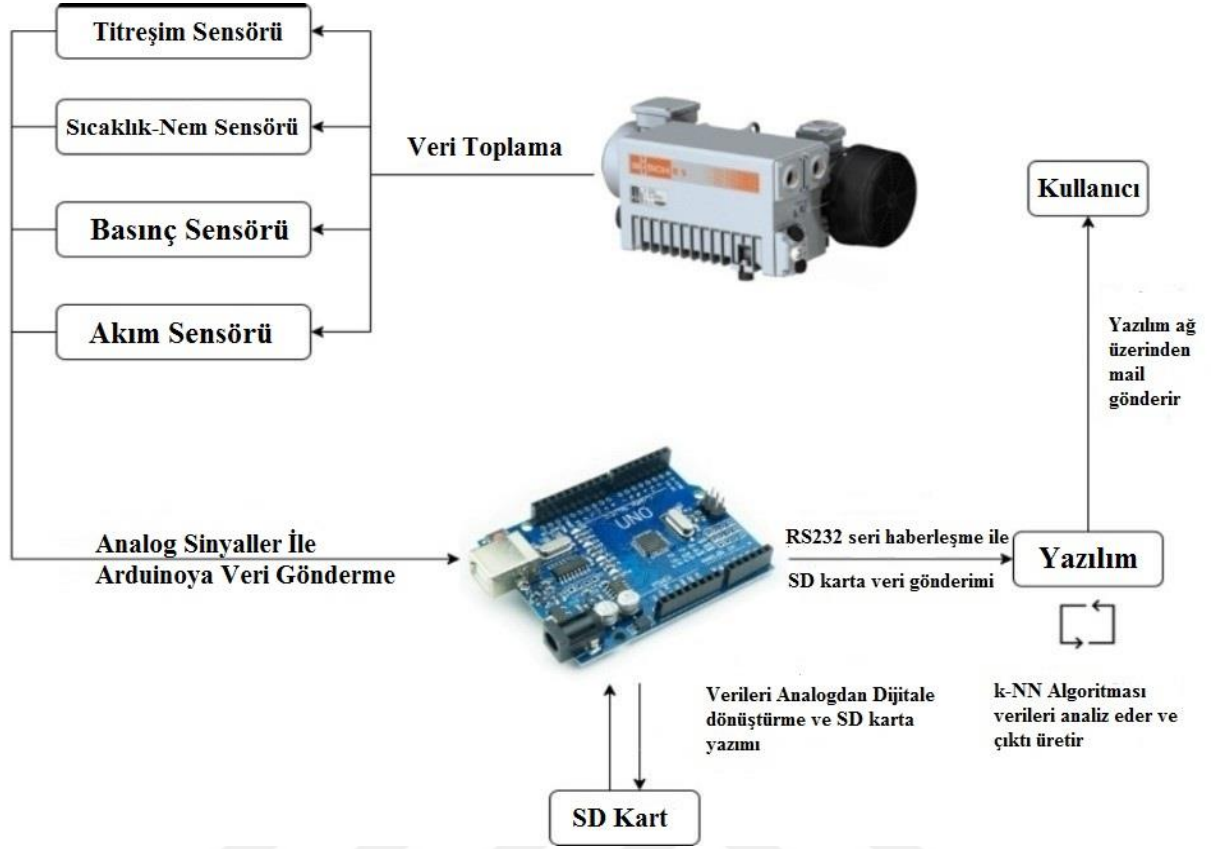
Motordan geçen akım miktarındaki değişimi ölçmek için kullanılan ACS712 akım sensörü 4 rakamı ile işaretlenmiştir. Motor akımları, motor fazına seri bağlanan akım sensörü ile izlenmiştir. Motorun zorlanması durumunda fazla akım çektiği gözlenmiştir.



Şekil 4.11: Sensörlerin Yerleşimi

4.2.2. Veri Toplama

Çalışmada veri toplama işlemini şeması şekil 4.12’de gösterilmiştir. Veri toplama gerçekleştirmek için 4 farklı tip sensör ile sistemden 1 dakikalık periyodlar da veri toplanmıştır. Bu sensörler titreşim, basınç, akım, sıcaklık ve nem sensörleridir. Sensörler analog çıkış üretmekte olup, toplanan veriler arduino sayesinde işlenmiştir. Sağlıklı çalışma anından pompa tam arıza durumuna geçene kadar tüm analog veriler arduinoda toplanıp işlenmiş ve birimleriyle dijital verilere dönüştürülüp kaydedilmiştir. Toplanan veriler bilgisayarda pompanın performansını etkileyen 1 bağımsız ve 4 bağımlı değişkene göre sınıflandırılmış ve etiketlenmiştir. Etiketlenmiş veriler RS232 seri haberleşme protokolü ile SD karta aktarılmıştır. Verilerin bir kısmı makine öğrenmesi algoritmasında eğitici veri olarak kullanılmak üzere, diğer kısmında test verileri olarak değerlendirilmek üzere raspberry pi’ya seri haberleşme protokolü ile gönderilmiştir. Makine öğrenmesi algoritması olarak denetimli öğrenme tekniği kullanan K-NN algoritması seçilmiştir.



Şekil 4.12: Veri Toplama Süreci.

4.2.3. K-NN Algoritması Çalışması

SD karttan gönderilen etiketlenmiş verilerin bir kısmı K-NN algoritmasına öğretici veri olarak kullanılmış, bir kısmı ise test verisi olarak kullanılmıştır. K-NN algoritması eğitici veriler kullanılarak modellenmiş ve test verileri ile modelin doğruluğu test edilmiştir. K-NN algoritması eğitici veriler ile yeni gelen verilerin benzer özelliklerini karşılaştırır ve yeni verinin hangi sınıfa gireceği tahmin ederek çalışır. Tahmin sonuçlarını etkileyen en önemli faktörlerden biri en yakın komşu sayısının (k değerinin) belirlenmesidir. K değerinin belirlemek için farklı methodlar vardır. Makine öğrenmesinde mevcut verilere göre en yüksek başarılı sonuç vermesi için k değeri bulunurken parametre ayar (parameter tuning) metodu kullanılmıştır. Bu metotta k değeri için 1'den başlayarak artan değerlerdeki sonuçlar karşılaştırılmıştır. K değeri 3'e doğru giderken başarı oranının arttığı, 3'ten büyüdükçe tahminin başarı oranı azalmaya başlamıştır. Öğrenme modelinde K değeri için 3 değeri kullanıldığın da en yüksek başarı oranı hesaplanmıştır ve k en yakın komşu sayısı 3 seçilmiştir.



Şekil 4.13: K-NN Akış Diagramı.

K değeri belirlendikten sonra yeni veri ile öğretici veriler arasındaki mesafeler Öklid metodu kullanılarak hesaplanmıştır. Yeni veriye en yakın 3 öğretici veri belirlenmiştir. En yakın 3 veriden en fazla hangi sınıftaki veri olduğu belirlenmiş ve o gruba etiketlenmiştir. Örnek olarak toplanan 8 veri Tablo 4.6’de etiketlenmiştir ve 9. verinin durumunu K-NN algoritması ile tahmin edilecektir.

Adım 1: Veri Girişi

Tablo 4.7: Sekiz Adet Durumu Bilinen Veri Gösterimi.

Veri	Titreşim(Hz)	Basınç(Pa)	Sıcaklı(°C)	Nem (g/m3)	Akım(A)	Durum
1	829	43	56,66	12,52	3,14	Rulman Arızası
2	808	41	56,4	12,54	3,12	Rulman Arızası
3	315	23	51,7	15,22	2,29	Fan Arızası
4	278	24	50,58	16,07	2,25	Fan Arızası
5	514	19	67,17	8,06	2,27	Vakum Yağı Arızası
6	522	27	51,7	15,67	2,27	Vakum Yağı Arızası
7	204	5,2	25,07	55,19	2,78	Sağlam
8	365	6,1	25,67	54,22	2,74	Sağlam
9	982	32	68,89	10,57	4,81	?

Adım 2: K sayısı parameter tuning yöntemiyle 3 olarak belirlenmiştir.

Adım 3: Öklid mesafeleri hesaplanır. İlk 8 verinin 9. veriye olan uzaklıkları sırası ile :

$$d_1 = \sqrt{(829 - 982)^2 + (43 - 32)^2 + (56,66 - 68,89)^2 + (12,52 - 10,57)^2 + (3,14 - 4,81)^2} \\ = 153$$

$$d_2 = \sqrt{(808 - 982)^2 + (41 - 32)^2 + (56,4 - 68,89)^2 + (12,54 - 10,57)^2 + (3,12 - 4,81)^2} \\ = 174,7$$

$$d_3 = \sqrt{(315 - 982)^2 + (23 - 32)^2 + (51,7 - 68,89)^2 + (15,22 - 10,57)^2 + (2,29 - 4,81)^2} \\ = 667,3$$

$$d_4 = \sqrt{(278 - 982)^2 + (24 - 32)^2 + (50,58 - 68,89)^2 + (16,07 - 10,57)^2 + (2,25 - 4,81)^2} \\ = 704,3$$

$$d_5 = \sqrt{(514 - 982)^2 + (19 - 32)^2 + (67,17 - 68,89)^2 + (8,06 - 10,57)^2 + (2,27 - 4,81)^2} \\ = 468,2$$

$$d_6 = \sqrt{(522 - 982)^2 + (27 - 32)^2 + (51,7 - 68,89)^2 + (15,67 - 10,57)^2 + (2,27 - 4,81)^2} \\ = 460,3$$

$$d_7 = \sqrt{(204 - 982)^2 + (5,2 - 32)^2 + (25,07 - 68,89)^2 + (55,19 - 10,57)^2 + (2,78 - 4,81)^2} \\ = 780,9$$

$$d_8 = \sqrt{(365 - 982)^2 + (6,1 - 32)^2 + (25,67 - 68,89)^2 + (54,22 - 10,57)^2 + (2,74 - 4,81)^2} \\ = 620,6$$

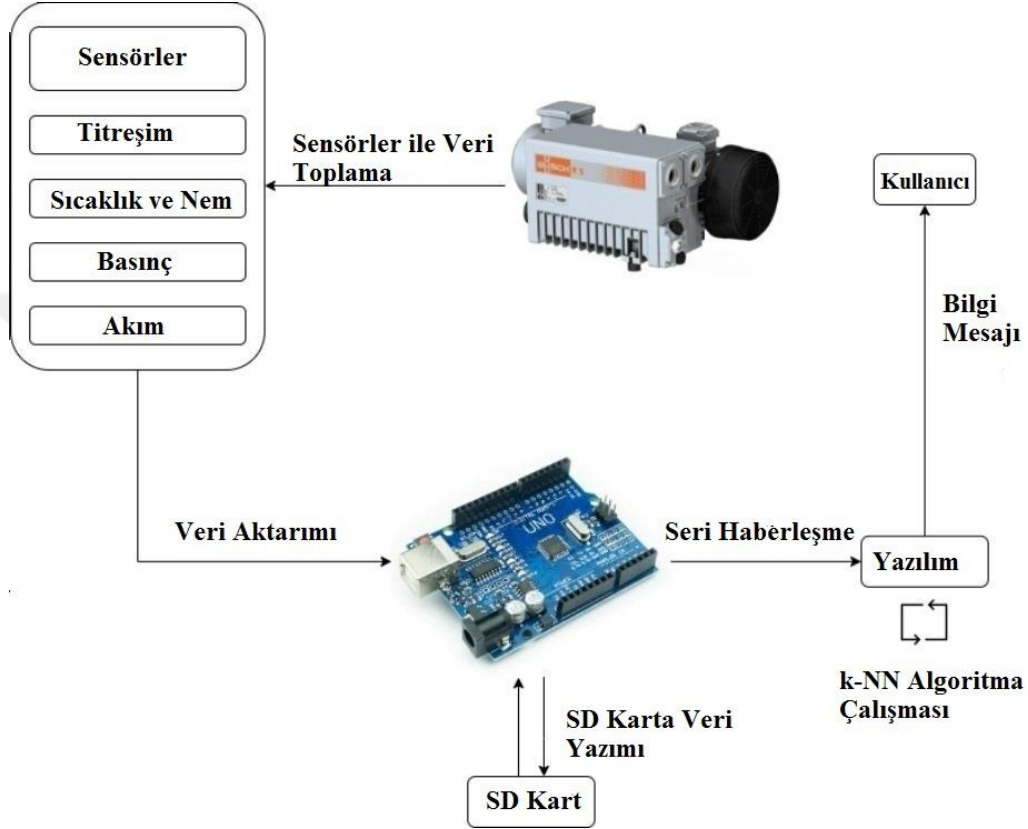
Adım 4: Veri setinde yeni duruma Öklid mesafesi en yakın olan noktalar d_1 (rulman arızası), d_2 (rulman arızası) ve d_3 (vakum yağı arızası).

Adım 5: En yakın 3 noktanın 2 tanesi rulman arızası olduğu için durumu bilinmeyen verinin de rulman arızasının olduğu belirlemiştir.

Adım 6: Makine öğrenme algoritmasının çıktısı olan 'Rulman Arızası' mail aracılığıyla kullanıcıya gönderilmiştir.

4.3. Kestirimci Bakım Metodoloji

Kestirimci bakım, durum izlemeden elde edilen verilerin yorumlanması ve gerekli bakımın tam zamanının tahmin edilmesidir. Şekil 4.14’de kestirimci bakım şeması gösterilmiştir. Durum izleme için makinenin Bölüm 4.2’de belirlenen kritik noktalarına titreşim, basınç, akım, sıcaklık ve nem sensörleri yerleştirilmiştir.



Şekil 4.14: Kestirimci Bakım Sisteminin Genel Şeması.

Sensörlerden toplanan veriler çıkış olarak analog sinyal üretirler. Analog sinyalin aralığı (0-5) V’tur. Analog sinyaller arduinoya kablo ile iletilir. Arduino ile ADC modülü kullanılarak gelen analog sinyaller birimleri herz, paskal, amper ve gram/metreküp olan dijital sinyallere dönüştürmüştür. Dijital sinyalleri bir metin dosyasına kaydedilip etiketlenmiş ve SD kartta depolanmıştır. SD kartta depolanan verileri RS232 seri haberleşme protokolü ile K-NN algoritmasının çalıştığı bilgisayara (Raspberry Pi kullanıldı) iletir. K-NN algoritması gelen verileri işler ve işlenen veriler ile öğretmen verileri arasındaki mesafeler vektörel olarak hesaplanmıştır. Yeni veriler en yakın mesafe grubuna dahil olan bir çıktı oluşturur. Tespit edilen arıza ve sebeplere müdahale edilmesi için kullanıcı e-posta ile bilgilendirilecektir. Tablo 4.8’de hazırlanan veriler makine durumu hakkındaki bilgileri kullanıcıya UDP protokolü üzerinden e-posta olarak iletilir ve olası arızalar ile yapılması gereken işlemleri bakım personeline bilgi verilir.

Tablo 4.8'in hazırlanması için makine normal çalışma koşulları ile çeşitli arıza durumunları (vakum yağı arızası, fan arızası, titreşim arızası ve akım arızası) için veriler toplanmış, incelenmiş ve karşılaştırılmıştır. Dört farklı deney ile temel arıza çeşitleri tanımlanmıştır. Çalışma da veri toplama için sistemden birer dakikalık periyodlar ile veri alınırken, arıza anındaki değişimleri daha net görmek, grafikleri oluşturmak ve arıza anlarını detaylı incelemek için altı saniyelik periyodlarda verileri toplanmıştır. Arıza başlamadan hemen önce gösterilen veriler otuz dakika boyunca izlenmiş ve bakımları yapıp arızaları giderildikten sonra, otuz dakikalık performansları izlenmiş ve karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonuçlarına göre arıza tanımlamaları ve sebepleri belirlenmiş, kullanıcıya yapması gereken işlemler aktarılmıştır. Deneylerin dördü içinde işleyiş yöntemi aynı yapılmıştır.



Tablo 4.8: Arıza Teşhis ve Yapılacak İşlem Menüsü.

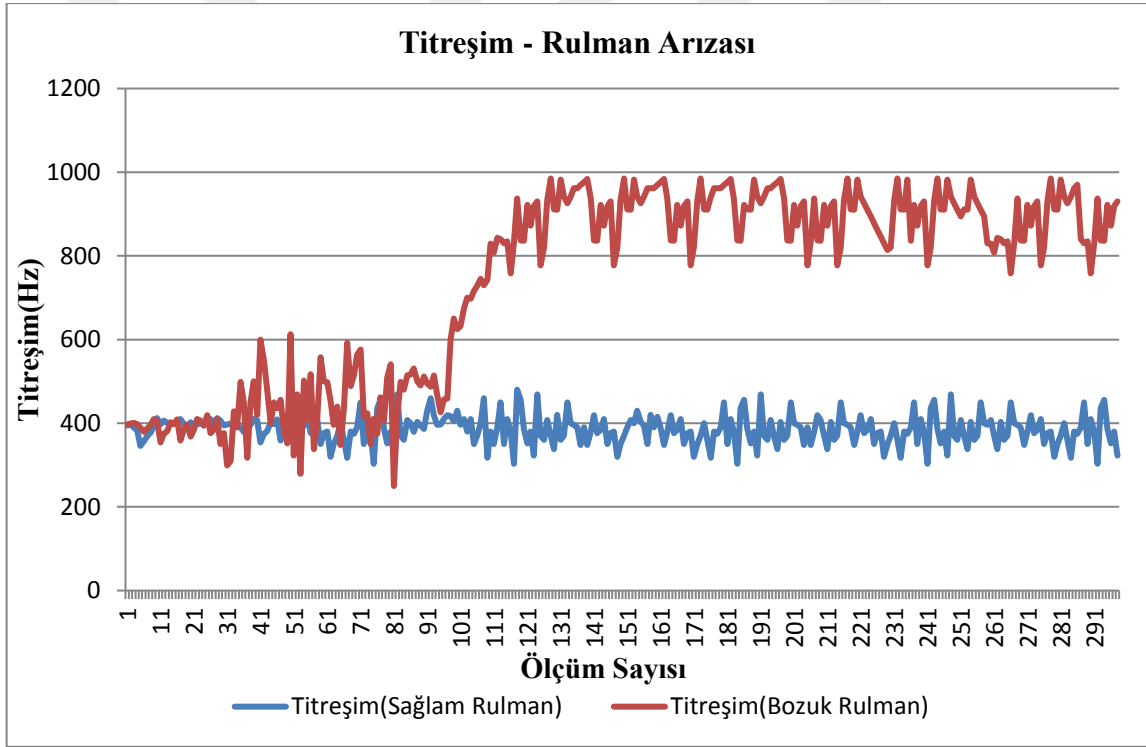
Arıza	Problem	Muhtemel Neden	Yapılacak İşlem
Vakum Yağı Arızası	Makine emme bağlantısında normal basınca ulaşmıyor.	Yağ seviyesi düşük veya kirli.	Yağ ekleyin veya değiştirin.
		İç parçalar aşınmış veya hasarlı.	Yedek parça değişimi yapın.
		Giriş filtresi kısmen tıkalı.	Fitreyi temizleyin veya değiştirin.
	Makine çok sıcak çalışıyor.	Yağ seviyesi düşük veya kirli.	Yağ ekleyin veya değiştirin.
		Ortam sıcaklığı çok yüksek.	İzin verilen ortam sıcaklığına uyun.
		Egzoz filtreleri kısmen tıkalı.	Fitreyi temizleyin veya değiştirin.
	Makine, gaz tahliyesinde yağ damlacıkları çıkarır veya dışarı atar.	Egzoz filtreleri kısmen tıkalı.	Fitreyi temizleyin veya değiştirin.
		O-ringli bir egzoz filtresi düzgün takılmamış.	Egzoz filtrelerinin ve halka contalarının doğru konumda olduğundan emin olun.
		Şamandıra valfi düzgün çalışmıyor.	Şamandıra valfinde ve yağ borusunda tıkanma kontrol edilir ve temizleyin.
	Anormal yağ tüketimi.	Yağ sızıntıları.	Contaları değiştirin.
		Şamandıra valfi düzgün çalışmıyor.	Şamandıra valfini ve yağ dönüş hattını kontrol edin, gerekirse onarın.
	Yağ siyahtır.	Yağ değişim aralıkları çok uzun.	Makineyi yıkayın ve yağ değişim zamanlarına uyun.
		Giriş filtresi arızalı.	Giriş filtresini değiştirin.
	Yağ emülsifiye edilir.	Makine sıvıları veya önemli miktarda buharı emmiştir.	Makineyi yıkayın.
Gaz valfinin(GB) fitresini temizleyin.			
Fan Arızası	Makine çok sıcak çalışıyor.	Aşınmış fan.	Fanı değiştirin
		Ortam sıcaklığı çok yüksek.	İzin verilen ortam sıcaklığına uyun.
Titreşim Arızası	Makine çok gürültülü çalışıyor.	Aşınmış kaplin(CPL).	Kaplini değiştirin(CPL).
		Sıkışmış kanatlar.	Makineyi onarın.
		Arızalı yataklar.	Makineyi onarın.
Akım Arızası	Makine çalışmaması.	Motora yeterli voltaj sağlanmaması.	Güç kaynağını kontrol edin.
		Motor deformasyonu.	Motor değişimi yapın
		Kaplin deformasyonu.	Kaplin değişimi yapın.
	Yüksek akım çekmesi.	Yatak aşınması.	Makineyi onarın.
		Motor mili aşınması.	Motor milini değiştirin, balans ayarı yapın.

4.3.1. Rulman Bozulmasının Titreşim Arızasına Etkisi Deneyi

Titreşim sensörü ile makine titreşimini izleyerek, titreşim frekanslarındaki değişim miktarına göre tahmin yapılmıştır. Pompanın konstrüksiyondaki bozuklukları, rulman

dağılması, vakum yağının azalması, rotor paletlerindeki deformasyonlar ve benzeri problemlerde titreşim frekansları değişim gösterse de rulman arızası durumunda titreşim spekterindeki kırınım net olarak gözlemlenmiş olup, titreşim değerlerinin değişimdeki en etkili faktörün rulman kaynaklı olduğu gözlenmiştir.

Şekil 4.15'te gösterilen grafik, titreşim miktarı ile rulman durumu arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Pompa çalışma performansı izlenirken rulman bakımları dışında aynı koşullar kullanılmıştır. Toplanan veriler karşılaştırıldığında dağılımın gerçekleştiği kırınım 10. dakikada olduğu net şekilde ölçülmüştür. Bu titreşim verilerini karşılaştırırken, rulman bozuldukça sistemin dönen mafsallarına ek baskı uyguladığı ve bunun da mekanizmanın eksen dengesinde bir bozulmaya neden olduğu tespit edilmiştir. Eksen dengesindeki bu bozulma nedeniyle mekanizmada titreşim frekansında artış gözlenmiştir.



Şekil 4.15: Rulman Dağılmasının Titreşim Arızasına Etkisi.

Şekil 4.16 'de bakım için rulman kontrol edildiğinde rulmanın dağıldığı gözlenmiştir. Şekil 4.17 de görüldüğü gibi rotor milinin ekseninin kaçtığı motor kapağında aşınma yaptığı gözlenmiştir. Motora müdahale edilmemesi sonucu rulmanın dağıldığı, aşınmanın devam ettiği ve son aşamada roturun deformasyona uğradığı gözlenmiştir. Şekil 4.17'de rotorun renginin deformasyondan dolayı değiştiği gözlenmiştir.



Şekil 4.16: Rulmanı Dağılan Vakum Pompası



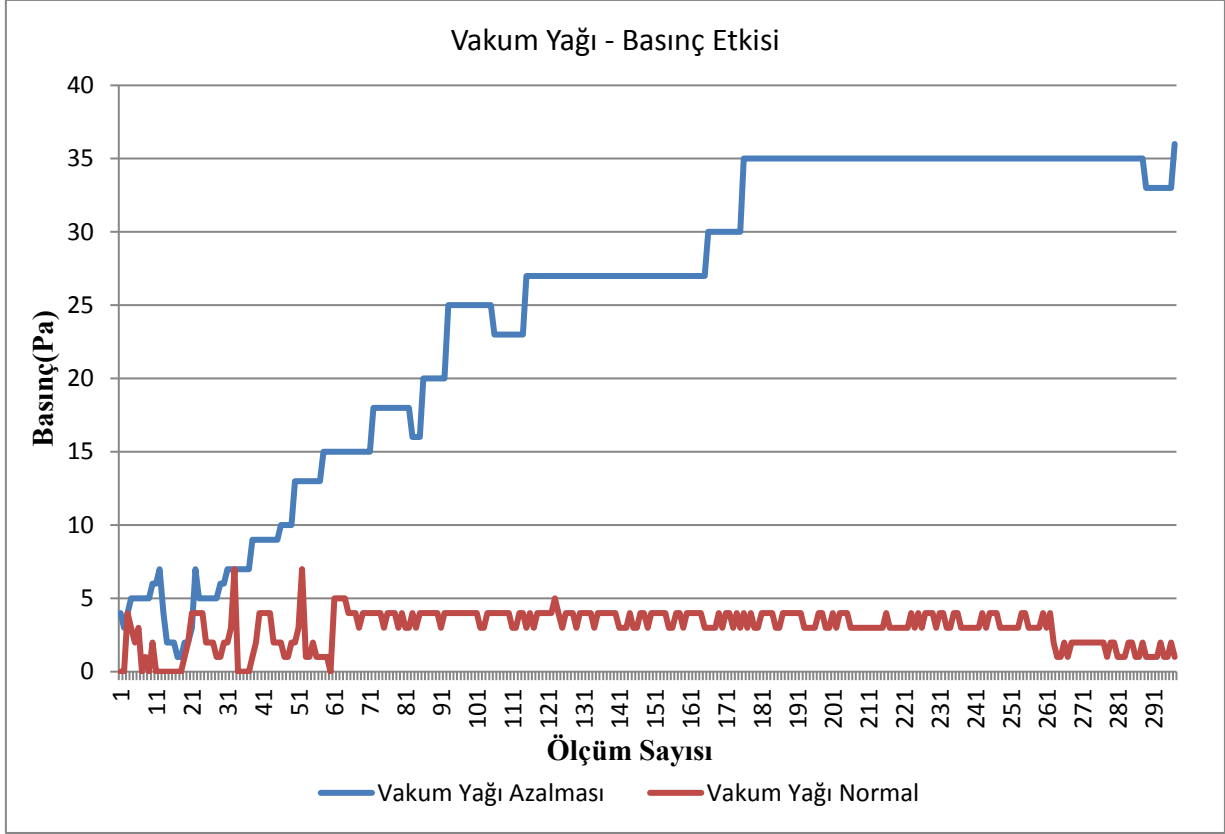
Şekil 4.17: Balansı Bozulan Motor Mili Ekseni Kaçması

Pompanın motor milinin balansının alınıp, rulmanın değiştikten sonraki otuz dakika boyunca izlendiğinde titreşim frekanslarının normal değerlere geldiği gözlenmiştir.

4.3.2. Vakum Yağı Arızasının Basınca Etkisi Deneyi

Basınç sensörü ile vakum pompasının vakum odasındaki hava basıncını ölçerek, pompanın vakum performansı izlenmiştir. Standart atmosfer basıncı 101 Pa'dır. Ölçümün yapıldığı yerde ise atmosfer basıncı 80 Pa civarında ölçülmüştür. Vakum miktarındaki değişikliklerin farklı sebepleri olduğu tespit edilse de gözlemler sonucunda vakum yağının durumunun (kirlenmesi, azalması gibi) vakum yapma performansında en etkin parametre olduğu tespit edilmiştir. Vakum yağı pompanın rotorunun içinde yatakta bulunur. Vakum yağının görevi rotor paletleri ile yatak arasındaki sürtünme kuvvetini azaltarak ısınmayı ve

paletlerde aşınmayı engellemek, aynı zamanda vakum yaparken palet ile yatak arasındaki boşlukları daraltarak vakum performansını artırmaktır. Vakum yağının vakum performansına etkisini gözlemlemek için şekil 4.18’de grafik hazırlanmıştır.



Şekil 4.18: Vakum Yağı Seviyesinin Basınç Üzerinde Etkisi.

Pompa vakum yağı arızası ile ölçümleri yapıldıktan sonra bakıma alınmıştır. Pompanın vakum yağında azalma olduğu ve paletlerindeki deformasyonlar gözlenmiştir. Vakum yağındaki azalmaya bağlı olarak yatak ile paletlerin arasındaki sürtünme artmış ve paletlerde deformasyonlar olmuş; zamanla işlevini yitirirken pompanın vakum performansı azalmıştır. Yağ seviyesi normal ve paletler yeni olduğunda, vakum odasındaki basınç 0-5 Pa arasında ölçülmüştür (Pompa 75-80 Pa vakum yapıyor). Paletlerin ve vakum yağının değişimi sonucu pompa vakum performansındaki artış gözlenmiştir.

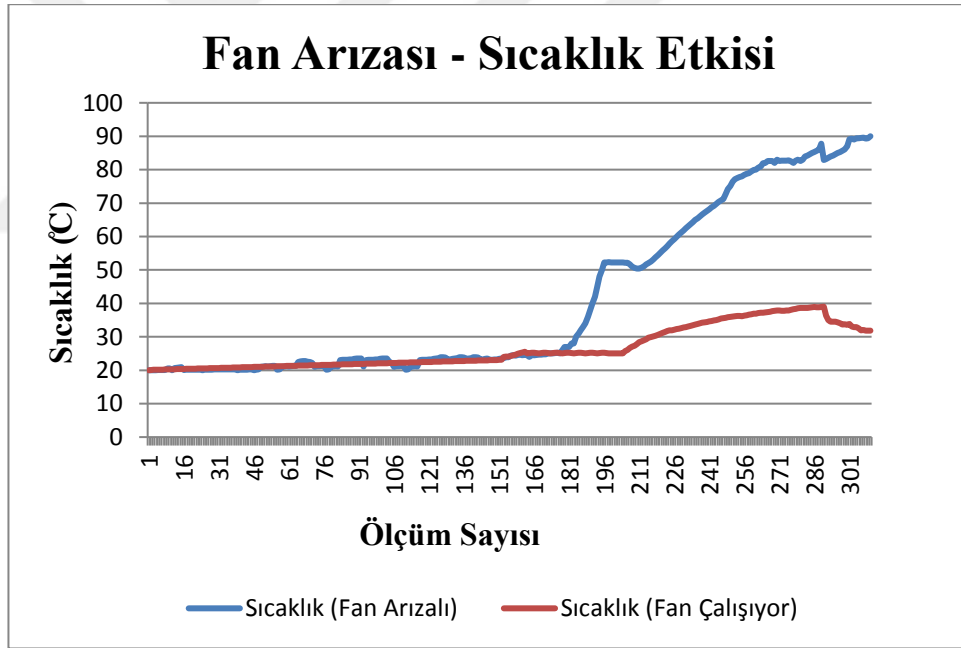


Şeki 4.19: Pompa Paletlerindeki Aşınma.

Not: Vakum pompası %100 e yakın kapasite ile çalışması durumunda vakum odasından hava kalmayacak ve basınç sensörü 0-5 Pa arası değerler ölçecektir. Vakum pompası düşük kapasitelerde çalıştığında ise hava vakum odasında kalacak ve basınç sensörü yüksek değerleri ölçecektir.

4.3.3. Fan Bozulmasının Sıcaklık Değişimine Etkisi Deneyi

Vakum pompasının sıcaklığının artmasının vakum yağı azalması, rulman dağılması, stator sargılardaki bozukluklar gibi birçok durum etkili olurken fan devreye girerek motorun aşırı ısınmasını engellemektedir. Fakat fandaki deformasyon arttıkça fan, motoru soğutamamakta ve bu durum pompayı zorladığı gibi pompanın ısınmasına, sıcaklığının artmasına ve ortamdaki nemin azalmasına sebep olduğu gözlemlenmiştir. Şekil 4.20’de fanı bozulan bir vakum pompası performansı gösterilmiştir. Fan performans değerlerindeki değişimlerin izlenmesi için 6 saniyede bir veri toplanmış ve grafiği oluşturulmuştur. Pompa bakımları yapıldıktan sonra ki yarım saatlik çalışma performansında şekilde gösterilmiştir.



Şekil 4.20: Fan Deformasyonunun Pompa Sıcaklığına Etkisi.

Şekil 4.21’de görüldüğü gibi sıcaklık artışının anormal seviyede yükseldiği görülmesi ve kullanıcının uyarılması üzerine fan açıldığında kanatçığının birinin kırıldığı gözlemlenmiştir. Pompa bu şekilde çalışması sonucunda pompada sıcaklık artışına bağlı olarak conta ve sızdırmazlık elemanlarının deforme olmasına sebep olduğu şekil 4.22’de gösterilmiştir. Pompanın bakımları yapıldıktan sonra çalışma sıcaklığında performans gösterdiği gözlemlenmiştir.



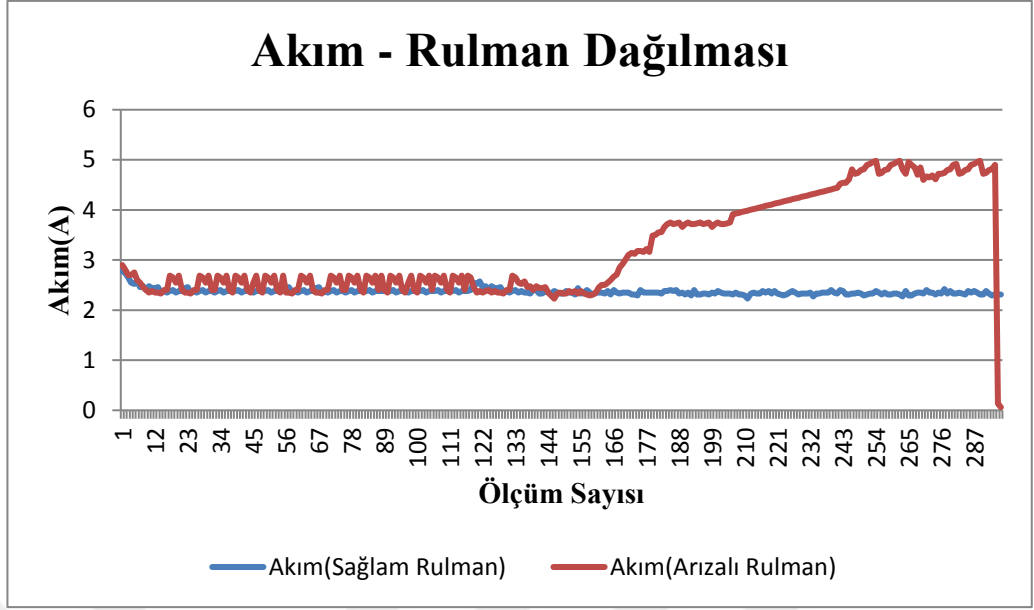
Şekil 4.21: Pervanesi Kırılan Fan.



Şekil 4.22: Conta ve Sızdırmazlık Elamanlarının Deforme Olması.

4.3.4. Rulman Arızasının Motor Akımı Değişimine Etkisi Deneyi

Motor fazına seri bağlanan akım sensörü ile motorun çektiği akım izlenmiştir. Motorun fazla akım çekmesinin sebebinin motorun zorlanması ile fazla yüke binmesi olduğu gözlenmiştir. Motorun zorlanmasının en belirgin, izlenebilir nedeninin ise rulman yataklarındaki bozulmalar olduğu tespit edilmiştir. Bu durumun izlenip, rulman dağılması ile motorun fazla akım çekmesi arasındaki ilişkinin gösterilmesi için rulmanı arızaya geçen pompadan 6 saniyelik periyodlar da otuz dakika boyunca veri toplanmıştır ve Şekil 4.23’de gösterilmiştir. Motor milinde eksen dengesindeki bozulma nedeniyle motora aşırı yük binmiş ve müdahale edilmemesi sonucu motor bozulmuştur. Pompa bakıma alındığında rulmanın da dağıldığı tespit edilmiştir.



Şekil 4.23: Rulman Dağılımasının Motor Akımı Üzerine Etkisi.

5. BULGULAR ve TARTIŞMA

Sensörlerden toplanan veriler vakum pompası çalışma performansı hakkında yorum yapabilmemesini sağlayacaktır. Pompanın performansını değerlendirirken sensörlerden alınan verileri karşılaştırmak ve yorumlamak gerekir. Bunun için pompanın bilinen arıza durumları esnasında ölçümler alınmış ve yorumlanmıştır.

Pompanın sağlam durumda çalışma esnasında verilerdeki değerlerin değişimini incelemek ve yorumlamak için birer dakikalık periyotlarda alınan ölçümler ile tablo 5.1 hazırlanmıştır. Tablodaki veriler ile pompanın arıza yaptığı zamandaki veriler karşılaştırılmış, arıza çeşitlerine bağlı olarak sensörlerden alınan verilerdeki değişiklikleri yorumlamak için kullanılmıştır.

Tablo 5.1: Pompanın Sağlam Çalışması Sırasında Sensörlerden Ölçülen Değerler.

Pompanın Sağlam Çalışması					
Veri(dk)	Titreşim(Hz)	Basınç(Pa)	Sıcaklık(°C)	Nem (g/m3)	Akım(A)
1	204	5,2	25,07	55,19	2,78
2	365	6,1	25,67	54,22	2,74
3	297	5,4	26,13	53,7	2,69
4	425	4,8	26,67	52,78	2,65
5	381	5,3	27,07	51,9	2,69
6	341	6	29,96	54,66	2,55
7	352	5,5	30,49	48,14	2,44

Rulman arızasının verilerdeki değişimlerini incelenmesi ve yorumlanması için tablo 5.2 hazırlanmıştır. Tabloda rulman arızası halinde çalışan pompadan birer dakikalık periyotlarda yedişer veri okunmuş ve kaydedilmiştir. Veriler incelendiğinde rulman arıza yaptığı anda titreşim frekansında fark edilebilir artış meydana gelmiştir. Rulman bozulduğu için sürtünme kuvvetinde yaşanan artıştan dolayı motor mili aşınmaya başlamıştır. Bu durumda motor zorlandığı için fazla akım çektiği gözlenmiştir.

Motor milindeki aşınmadan dolayı pompanın sıcaklığı hızlıca yükselmiştir. Sıcaklık artışının da etkisiyle sızdırmazlık contaları deforme olmuş, vakum yağı azalmış ve paletleri aşındırmıştır. Paletlerdeki aşınma pompanın vakum performansının azalmasına sebep olmuştur.

Tablo 5.2: Rulman Arızalı Olduğunda Sensörlerden Ölçülen Değerler.

Rulman Arızası					
Veri (dk)	Titreşim(Hz)	Basınç(Pa)	Sıcaklık(°C)	Nem (g/m3)	Akım(A)
1	829	43	56.46	12,52	3,14
2	808	41	56.4	12,54	3,12
3	872	34	61.31	13,26	4,16
4	919	38	62.41	14,07	4,52
5	930	39	63.78	14,62	4,54
6	949	33	64.59	14,8	4,54
7	982	32	68.89	10,57	4,81

Rulman arızası giderilmesi için pompa bakıma alınmıştır. Rulmanların deforme olup motor milini aşındırdığı tespit edilmiştir. Rulmanların motor milinden çektirmeyele çıkartılıp bakımlarının yapılması şekil 5.1’de gösterilmiştir.



Şekil 5.1: Arızalı Rulmanların Değişimi.

Fan arızası yaşanırken pompadaki verilerin incelenmesi ve yorumlanması için tablo 5.3 hazırlanmıştır. Tabloda, fan arızası halinde iken birer dakikalık periyotlarda ölçüm sonuçları alınmıştır. Ölçüm sonuçları incelendiğinde fan arıza durumunda sensörlerden alınan verilerdeki değişiklikler olsada en belirgin değişim sıcaklık ve nem parametrelerinde yaşanmıştır. Fan arızası pompanın soğumasını gerçekleştirememiş ve çalışma esnasında sıcaklığının artmasına neden olmuştur.

Tablo 5.3: Fan Arızalı Olduğunda Sensörlerden Ölçülen Değerler.

Fan Arızası					
Veri(dk)	Titreşim(Hz)	Basınç(Pa)	Sıcaklı(°C)	Nem (g/m3)	Akım(A)
1	315	23	51,7	15,22	2,29
2	278	24	50,58	16,07	2,25
3	293	25	54,41	13,81	2,19
4	350	26	55,12	13,44	2,23
5	379	28	64,34	9,09	2,27
6	406	19	64,95	8,89	2,29
7	410	19	65,48	8,14	2,34

Sıcaklık artışına bağlı olarak nem miktarının azaldığı görülmüştür. Sıcaklık artışından dolayı paletlerde aşınma yaşanmış ve vakum miktarı azalmaya başlamıştır. Pompanın bu şekilde çalışmaya devam etmesi durumunda önce pompanın sızdırmazlık elemanları ve paletleri zarar görecektir, fark edilip müdahale edilmemesi durumunda arıza motorun yanmasına kadar ilerleyecektir. Fan arızası sonucu bakıma alınan pompanın fanının kırıldığı ve motorun zorlandığı için rotorun rengindeki değişimler şekil 5.2’de gösterilmiştir.



Şekil 5.2: Kırık Fan ve Yüke Binmiş Rotor Deformasyonu.

Vakum yağı arızası esnasında pompadan birer dakikalık periyotlarda toplanan veriler ile tablo 5.4 hazırlanmıştır. Vakum yağı arızasında bahsedilen pompanın vakum yapmasını engelleyen yağ sebebi(düşük yağ seviyesi veya kirli yağ) arızalardır. Pompada vakum yağının azalması sonucu paletler ile yatak arasında sürtünme kuvveti artmış ve ısınma gözlenmiştir. Isınma ve sürtünme etkisiyle paletler aşınmıştır. Vakum yağı azalması ve paletlerin uçlarındaki

aşınma sonucu paletler ile yatak arasındaki boşluklar oluşmaya başlamış ve vakum performansını düşürmüştür. Pompada ısınmaya bağlı olarak nem miktarı azalmıştır.

Tablo 5.4: Vakum Yağı Azalması Durumunda Sensörlerden Ölçülen Değerler.

Vakum Yağı Arızası					
Veri(dk)	Titreşim(Hz)	Basınç(Pa)	Sıcaklık(°C)	Nem (g/m ³)	Akım(A)
1	315	23	51,7	15,22	2,29
2	278	24	50,58	16,07	2,25
3	293	25	54,41	13,81	2,19
4	350	26	55,12	13,44	2,23
5	379	28	64,34	9,09	2,27
6	406	32	64,95	8,89	2,29
7	410	36	65,48	8,14	2,34

Sensörlerden alınan verilerin doğruluğu makine öğrenmesi modelinin tahmin başarısı için önemlidir. Vakum pompası makineler ile birlikte çalıştığı için makine parkurundaki makinelerin ses ve titreşim frekanslarından etkilenmiştir. Motor fazına seri bağlanan akım sensörünün ve vakum odasına bağlanan basınç sensörünün ölçüm verileri, dışarıdaki gürültüden etkilenmediği ve ölçümlerinde sapmaların olmadığı gözlenmiştir. Fakat titreşim ve sıcaklık sensörleri, dış ortamdaki gürültü ve sıcaklık değişimlerinden etkilendiği gözlenmiştir.

Habibe Gürsoy Demir ve arkadaşları (Demir vd., 2021) titreşim ve gürültü analizi ile rulman hasarını tespit etmeye çalışmıştır. Ancak bu çalışmada sadece titreşim ve gürültü sensörü kullanılmış ve tek bir rulman tipi üzerinde veriler alınarak arıza zamanı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada Gürsoy'un yaklaşımına ek olarak sıcaklık ve akım sensörlerinden de veri alınarak rulman arızası, arıza dahada büyümeden farkedildi. Çünkü sıcaklık analizi sayesinde gürültü analizinden önce arıza kaynağının farkedilmesi sağlamış zamanında müdahale edilmiştir. Ayrıca titreşim ve sıcaklık değerleri toplanırken yalnız bir rulman yatağından veri alınmamıştır. Çalışmada ise sensörlerin yerleşimi sayesinde rotor üzerinde bulunan iki adet 6203 rulman ve motorda bulunan iki adet 6007 rulmanın çalışma titreşimleri izlenmiştir.

Kestirimci bakım çalışması olmadan önce testteki 40 m³/h vakum pompası durum izlenmesi olmadığı için fanın bağlı olduğu rotor rulmandaki arıza farkedilememiştir. Yüksek devirde eksen kaçık şekilde çalışan motor, milin balansını ve diğer rulmanları da bozmuş, sıcaklık artışından dolayı sızdırmazlık elemanları bozulmuştur. Pompa içindeki yağ sızmadan dolayı azaldığı ve sıcaklıktan dolayı işlevini kaybettiği için ve pompa paletleri bozularak pompayı çalışmayacak duruma getirmiştir. Pompa demontaj işlemi için bir personel bir

vardiya çalışmıştır. Bakım için keçe, conta, o-ringler, rulmanlar(2'şer adet 6203 ve 6007 rulman) ve paletleri değiştirilmiş ve pompa toplanmıştır. Bu işlemler için de bir personel bir vardiya çalışmıştır. Ayrıca pompanın motor mili tesfiye edilip, balans ayarları yapılmış ve 3 litre vakum yağı değiştirilmiştir.

Kestirimci bakım çalışmaları başlamasından sonra fanın bağlı olduğu rotor rulmanı dağılmış ve kullanıcı derhal uyarılmıştır. Bakıma alınan pompanın 2 adet 6203 rotor rulmanları değiştirilmiş ve kullanıma hazır hale getirilmiştir. Kestirimci bakım çalışması olmadan önce Tablo 5.5'de gösterilen maliyeti 13928 TL ve 16 saat işgücü harcanarak giderilen arıza, kestirimci bakım ile erken tespit edilmiş; 60 TL ve 1 saat işgücü ile giderilmiştir.

Tablo 5.5: Pompa Bakım Maliyeti.

Pompa Bakım Maliyeti					
No	Malzeme/İş	Miktar	Adet	Toplam	Birim
1	Bakım Kiti	10800	1	10800	TL
2	Mil Tesfiye ve Balans	1500	1	1500	TL
3	6203 Rulman	30	2	60	TL
4	6007 Rulman	85	2	170	TL
5	Vakum Yağı	466	3	1398	TL
6	Demontaj	8	1	8	Sa
7	Montaj	8	1	8	Sa

Kestirimci bakım çalışmalarında ne kadar fazla veri alınırsa o tahminin doğruluk yüzdesi artacaktır. Bunun için sensörden alınan veriler sürekli alınmak istenmiş fakat veri alış hızının veri işleme hızından büyük olduğu için işlemci hatalı sonuçlar vermiş, düzgün çalışmamıştır. Bu durumun önüne geçmek için sistemden sürekli veriler yerine kesikli verileri alınıp işlenmesi tercih edilmiştir. Veri sayısının fazla olması için birer dakikalık periyotlarda toplanan veriler işlendi ve makine öğrenme algoritmasında eğitici veri olarak kullanıldı.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma rotorlu yağlı tip bir vakum pompasının çalışma performansını maksimum tutmak ve bakım çalışmaları sırasında oluşabilecek üretim kayıpları, zaman ve maliyeti en az seviyelere indirmek için yapılmıştır. Çalışmada öncelikle vakum pompasının mekanizması incelenmiş, performansını etkileyen parametreler belirlenmiştir. Pompanın çalışma performansının düşme sebepleri konstrüksiyon bozuklukları, vakum yağı miktarı ve elektiriksel arızalar olduğu görülmüştür.

Pompa yapısındaki bağlantı noktalarında kullanılan rulmanlardaki bozukluklar titreşim frekansının artmasına, müdahale edilmeden çalışmaya devam etmesi durumunda motor milinin deforme olmasına ve motorun zorlanıp fazla akım çekmesine sebep olmuştur. Pompa mekanizmasının içine konulan vakum yağı ise pompa paletlerinin hareketi esnasında pompa yatağı ile arasındaki sürtünme kuvvetini azalttığı ve sürtünmeden kaynaklı ısınmaya engel olduğu belirlenmiş aynı zamanda paletler ve yatak arasındaki boşlukları kapatıp basınç kaybını engellediği belirlenmiştir. Pompa yapısındaki diğer bir parametre ise motor soğumasını sağlayan fanın deforme olması sonucunda motor sıcaklığının yükseldiği gözlenmiştir.

Pompa performansını etkileyen faktörlerin pompadan alınan titreşim, basınç, akım, sıcaklık ve nem değerlerindeki değişimlerin ölçülmesi için üç farklı arıza deneyinde test edilmiş belirlenmiştir. Pompa sağlam durumda çalışmasından arızaya durumuna geçene kadar izlenmiş ve sensörlerden toplanan verilerdeki değişimler incelenmiştir. Pompa sağlam çalışması durumunda toplanan veriler ile rulman arızası, fan arızası ve vakum yağı arızası durumundaki veriler gruplandırılmış ve etiketlenmiştir. Etiketlenmiş veriler makine öğrenmesi algoritmasında öğretici ve test verileri olarak kullanılmış ve makine öğrenme algoritması tasarlanmıştır. Sistemden toplanan beş farklı grup veri hiperdüzlem oluşturduğu için makine öğrenme algoritması olarak k-NN en yakın komşu noktalar algoritması kullanılması uygun görülmüştür.

K-NN algoritmasının tahmin başarısını belirleyen en önemli etken ise seçilen k en yakın komşu sayısıdır. K komşu sayısını belirlerken hiper parametre yöntemi kullanılmıştır. Hiper parametre yönteminde k'ya 1'den başlayarak artan değerler verilmiş ve en yüksek doğruluk yüzdesin sahip değer 3 olduğu belirlenmiş ve yüzde 87 olasıkla doğruluk sağlanmıştır.

Makine öğrenme modeli oluşturulduktan sonra vakum pompası performansı izlenmiş ve titreşim ve sıcaklık değerlerindeki artış sonucunda kullanıcıya bilgi maili atılmıştır. Titreşim ve sıcaklık değerlerindeki anormal artışın sebebinin rulmanlardaki bozulma olduğu kullanıcıya

bildirilmiştir. Bakıma alınan pompanın rotor rulmanlarının dağıldığı tespit edilip rulmanların değiştirilmesi sonucunda pompanın çalışma performansının düzeldiği gözlenmiştir.

Çalışmada k değeri hiper parametre (parameter tuning) yöntemiyle bulunmuş ve deneyler boyunca tüm verilerde aynı k komşu sayısı kullanılmıştır. Algoritmanın tahmin başarı oranının artırılması için en doğru k değerini seçerken kolerasyon matrisinden faydalanabilir. Algoritmaya yerleştirilen kolerasyon matrisi sayesinde her giren yeni veri için en uygun k sayısı belirlenebilir. Çalışmanın devamında algoritmanın başarı performansını artırmak için kolerasyon matrisi tasarlanıp algoritmada kullanılması hedeflenmektedir.

Titreşim frekanslarını engellemek için filtreler kullanılmalıdır. Titreşim sensöründen gelen veriler diğer makinelerden etkilendiği için hatalı sonuçlar verebilir. Bu durumu önlemek ve doğru veriler toplamak için bir filtre tasarlanmalıdır. Filtre sayesinde diğer makinelerin ses ve titreşim frekanslarından etkilenmenin önüne geçilebilir. Ayrıca çalışmanın devamında pompanın çalıştığı makinenin yapısındaki yüksek titreşimlerin pompaya zarar vermemesi için pompaya titreşim sönümleyici tasarlanacaktır.

KAYNAKLAR DİZİNİ

- Adams, F. and Heide, P.V.D.**, 2015, Secondary ion mass spectrometry, an introduction to principles and practices, *Analytical and Bioanalytical Chemistry* , 384p.
- Ağbulut, Ü., Gürel, A.E., and Biçen, Y.**, 2021, Prediction of daily global solar radiation using different machine learning algorithms: Evaluation and comparison, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* , 135p.
- Akca, M.F.**, 2020, <https://medium.com/deep-learning-turkiye/nedir-bu-destek-vekt%C3%B6r-makineleri-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-serisi-2-94e576e4223e> (Erişim tarihi: 15.04.2023).
- Alpaydın, E.**, 2004, Introduction to Machine Learning, *The MIT Press*, (2) (in press), <https://mitpress.mit.edu/9780262012119/introduction-to-machine-learning> (Erişim tarihi: 2.02.2023)
- Altium**, 2020, <https://www.sem.com.tr/temel-laboratuvar-sistemleri/vakum-pompalari/iyon-pompasi/>, (Erişim tarihi: 3.01.2022)
- Andrade, C.**, 1959, The history of the vacuum pump, 88p.
- Arıcı, İ.**, 2014, Labview Tabanlı Bir Elektronik Deney Seti Geliştirilmesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Ajit A., Acharya, K. And Samanta, A.**, 2020, A Review of Convolutional Neural Networks , *International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*, School of Computer Engineering KIIT Deemed to be University Bhubaneswar, India, 978-981.
- Aves, K.T.U.**, 2018, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi, Fen Fakültesi, Bakım Yönetimi <https://www.google.com/search?q=ktu+aves&og=ktu+aves&ags=chrome..69i57j0i512i2j0i22i30l7.4694j0j7&sourceid=chrome&ie=UTF-8>. (Erişim tarihi: 1.02.2022)
- Azhari, M., Situmorang, Z., and Rosnelly, R.**, 2021, Perbandingan Akurasi, Recall, dan Presisi Klasifikasi pada Algoritma C4.5, Random Forest, SVM dan Naive Bayes. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA* , 5, 640–651.
- Baturynska, I., and Martinsen, K.**, 2021, Prediction of geometry deviations in additive manufactured parts: comparison of linear regression with machine learning algorithms , *Journal of Intelligent Manufacturing* , 32, 179–200.
- Bilgin, A.**, 2021, Regresyon Analizi (Makine Öğrenmesi-1), <https://aylablgn.medium.com/regresyon-analizi-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-1-eba2eef741bb>, (Erişim tarihi: 2.02.2022)
- Billings, S.A., Wei, H.L., and Balikhin, M.A.**, 2007, Generalized multiscale radial basis function networks, *Neural Networks* , 20, 1081–1094.
- Bishop, C.M.**, 2006, Pattern Recognition and Machine Learning, 768p.
- Bulutistan**, 2023, <https://bulutistan.com/blog/regresyon/> , (Erişim tarihi: 3.02.2022)
- Burbidge, R., Holden, S., and Trotter, M.**, 2001, Drug design by machine learning: support vector machines for pharmaceutical data analysis, *Computers and Chemistry* , 26, 5–14.
- Busch**, 2022, Installation and Operating Manuel, https://www.buschvacuum.com/pt/assets/48657/1/Instruction%20Manual%20R5%20KB%20KC%200040%20D_EN_en.pdf , (Erişim tarihi: 6.03.2022)
- Bülbül, F., and Jaffarpour, S.**, 2016, VAKUM POMPALARI, *Ordu University Journal of Science and Tecnology*, 5(2), 42–54., <https://dergipark.org.tr/en/pub/ordubtd/issue/11070/132202> (Erişim tarihi: 8.02.2023).
- Bzdok, D., Altman, N., and Krzywinski, M.**, 2018, Statistics versus Machine Learning. *Nature Methods*, 233–234.

- Candan, H.**, 2021, Denetimsiz öğrenme nedir?, *Maching Learning Türkiye*, <https://medium.com/machine-learning-t%C3%BCrkiye/ad%C4%B1m-ad%C4%B1m-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-b%C3%B6l%C3%BCm-3-denetimsiz-%C3%B6%C4%9Frenme-nedir-f890ada49a40>, (Erişim tarihi: 3.02.2022)
- Chen, W.H., and Shih, J.Y.**, 2006, Comparison of support-vector machines and back propagation neural networks in forecasting the six major Asian stock markets, *Int. J. Electronic Finance*, 1, 46-67.
- Çetintav, G., Düzenli, B., ve Yılmaz, R.**, 2022, Eğitsel Veri Madenciliği ve Öğrenme Analitikleri Araştırmalarında Veri Gizliliği ve Etik Meseleler: Araştırmalar Üzerine Bir İnceleme, *Dergi Park Akademik*, 113–146.
- Demir, A.G., vd.**, 2021, Rulman Hasarlarının Titreşim ve Gürültü Analizi ile Tespiti, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 25, 571–581. <https://doi.org/10.31590/EJOSAT.869285> (Erişim tarihi: 14.03.2023).
- Doğan, Ö.**, 2020, CNN (Convolutional Neural Networks) Nedir?, <https://teknoloji.org/cnn-convolutional-neural-networks-nedir/>, (Erişim tarihi: 4.02.2022)
- Duda, R., and Hart, P.**, 1973, Pattern Recognition and Scene Analysis, *Wiley Interscience*.
- Dündar, R.D., Sariçiçek, İ., Çinar, E., Yazıcı, A.**, 2021, Kestirimci Bakımda Makine Öğrenmesi: Literatür Araştırması, *Journal of Engineering and Architecture Faculty of Eskisehir Osmangazi University*, 29(2), 256–276., <https://doi.org/10.31796/OGUMMF.873963>, (Erişim tarihi: 26.02.2023).
- Ekenes, R. N.**, 2009, Southern marine engineering desk reference, *Xlibris Corp.*, 139–140.
- Gürbüz, F.B.**, 2020, Uzun Kısa Dönemli Bellek(Long / Short Term Memory) (LSTM), <https://medium.com/@batincangurbuz/uzun-k%C4%B1sa-d%C3%B6nemli-bellek-long-short-term-memory- lstm-c526980c28b1>, (Erişim tarihi: 6.02.2022)
- Hablanian**, 1997, High-vacuum technology : a practical guide, *New York, Marcel Dekker*, 77–136.
- Harsch, V.**, 2007, *Otto von Gericke and his pioneering vacuum experiments*, 1602–1686
- Hill, D.R.**, 1996, A History of Engineering in Classical and Medieval Times, *Routledge*. 143–150.
- Houdt, G.V., Mosquera, C., and Nápoles, G.**, 2020, A review on the long short-term memory model, *Artificial Intelligence Review*, 53, 5929–5955.
- Ihsan, A., Amra, A., and Ashraf, Y. A. Maghari.**, 2017, Students Performance Prediction Using KNN and Naïve Bayesian, *8th International Conference on Information Technology (ICIT)*.
- İbm Electric**, 2018, <https://imbelectric.com/metal-partikulleri-izleme-sensoru/> (Erişim tarihi: 4.03.2022)
- Kalyoncu, M.**, 2006, Titreşim Analizi ile Makina Elemanaları Arızalarının Belirlenmesi, *Mühendis ve Makina*, 47(552), 28–35. http://www1.mmo.org.tr/resimler/dosya_ekler/5de21c670ae7c3f_ek.pdf (Erişim tarihi: 24.02.2023).
- Kiangala, K.S., and Wang, Z.**, 2020, An Effective Predictive Maintenance Framework for Conveyor Motors Using Dual Time-Series Imaging and Convolutional Neural Network in an Industry 4, 99p.
- Köprü, T.**, 2022, Kestirimci Bakım Zamanlarının Makina Öğrenmesi Yöntemleriyle Tahminlenmesi : Demir Çelik Sektöründe Bir Uygulama, Karabük Üniversitesi, <http://acikerisim.karabuk.edu.tr:8080/xmlui/handle/123456789/2063>
- Kurt, A.T.**, 2018, Vakum Teknolojisinde Kullanılan Vakum Pompaları, <https://electrologs.com/2018/01/17/vakum-teknolojisinde-kullanilan-vakum-pompalari/>, (Erişim tarihi: 3.01.2022)
- Kusumoto, T., Kosuke Mitarai, Keisuke Fujii, Masahiro Kitagawa, and Makoto Negoro.**, 2021, Experimental quantum kernel trick with nuclear spins in a solid ,94p.

- Köktürk**, 2021, Ö., Karel Blog , Teknoloji ve İnovasyon, https://www.karel.com.tr/blog/verilerinizi-nasil-tanimlayabilirsiniz_, (Erişim tarihi: 3.02.2022)
- Liang, D., and Frederick., A.D.**, 2022, Examining the utility of nonlinear machine learning approaches versus linear regression for predicting body image outcomes: The U.S. Body Project, *Body Image* , 41, 32–45.
- Liang, X.**, 2017, Soft-Margin Softmax for Deep Classification . *Neural Information Processing* , 413–421.
- Mertoğlu, Ö.**, 2002, Bilgisayar Destekli Bakım Onarım ve Basın Sektöründe Bir Uygulama, In *marmara Universitesi, Turkey, ProQuest Dissertations Publishing*. <https://www.proquest.com/openview/4899ac82c0ead6e26a27c4098c446c11/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y> (Erişim tarihi: 09.01.2023).
- Mitchell, T.M.**, 1983, Machine Learning An Artificial Intelligence Approach, 1064p.
- Mobley, R.K.**, 2002, An Introduction to Predictive Maintenance, Engineering Plant, Ed., (2)(in press), 438p. [https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=SjgXzxpAzSQC&oi=fnd&pg=PP1&dq=Mobley,+R.K.,+%E2%80%9CAn+introduction+to+predictive+maintenance%E2%80%9D,+Van+Nostrand+Reinhold,+New+York,+Page+1%E2%80%9316.,+\(1990\)&ots=iGwNLAJnag&sig=yk6gDMsxn03hC32PFm7zYRI3d0&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=SjgXzxpAzSQC&oi=fnd&pg=PP1&dq=Mobley,+R.K.,+%E2%80%9CAn+introduction+to+predictive+maintenance%E2%80%9D,+Van+Nostrand+Reinhold,+New+York,+Page+1%E2%80%9316.,+(1990)&ots=iGwNLAJnag&sig=yk6gDMsxn03hC32PFm7zYRI3d0&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false) (Erişim tarihi: 12.01.2023).
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., and Talwalkar, A.**, 2023, Foundations of Machine Learning, 2, *The MIT PRESS*, 488p. [https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=dWB9DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=Mohri,+Mehryar%3B+Rostamizadeh,+Afshin%3B+Talwalkar,+Ameet+\(2012\).+Foundations+of+Machine+Learning.+USA,+Massachusetts:+MIT+Press.+&ots=AyvQVQq2n2&sig=gcFappZXwtY6ijWWndQhS4LJfzE&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=dWB9DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR5&dq=Mohri,+Mehryar%3B+Rostamizadeh,+Afshin%3B+Talwalkar,+Ameet+(2012).+Foundations+of+Machine+Learning.+USA,+Massachusetts:+MIT+Press.+&ots=AyvQVQq2n2&sig=gcFappZXwtY6ijWWndQhS4LJfzE&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false) (Erişim tarihi: 19.02.2023).
- Ojha, V.K, Abraham, A., and Snasel, V.**, 2017, Metaheuristic Design of Feedforward Neural Networks: A Review of Two Decades of Research. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 60, 97–116.
- Oral, O., Çolak, O., ve Bayhan, M.**, 2019, Ti6Al4V Malzemesinin Frezelenmesi'nde Oluşan Takım Titreşiminin MEMS İvme Sensörü ile İzlenmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 1134–1144.
- Rahima, R., and Ahmarb, A.S.**, 2022, Cross-Validation and Validation Set Methods for Choosing K in KNN Algorithm for Healthcare Case Study. *JINAV: Journal of Information and Visualization*, 57–61.
- Russell, S., Norvig, P.**, 1995, Artificial Intelligence: A Modern Approach , *Prentice Hall*.
- Samuel, A.**, 1959, Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers, *IBM Journal of Research and Development*, 210–229.
- Salehinejad H., Barfett, J., Sankar, S., Colak, E., and Valaee, S.**, 2018, *Recent Advances in Recurrent Neural Networks* , 493p.
- Savaş, S.**, 2020, Veri Madenciliği, https://medium.com/veri-madencili%C4%9Fi/veri-madencili%C4%9Fi-s%C3%BCreci-11243e7966fc_ (Erişim tarihi: 5.02.2022)
- Savaş, S.**, 2020, Yapay Zeka, Makine Öğrenmesi, Derin Öğrenme, https://medium.com/yapay-zeka-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-derin-%C3%B6%C4%9Frenme/takviyeli-%C3%B6%C4%9Frenme-3c533bf10dd6_, (Erişim tarihi: 3.02.2022)
- Şeker, S.E.**, 2008, İleri Beslemeli Ağlar (Feedforward Neural Networks), <https://bilgisayarkavramlari.com/2008/11/02/ileri-beslemeli-aglar-feedforward-neural-networks/>(Erişim tarihi: 4.02.2022)

- Sevinç, D.**, 2021, Random Forest (Rassal Orman) Algoritması, <https://denizsevincc.medium.com/random-forest-rassal-orman-algoritmas%C4%B1-7f4b59d962d5>, (Erişim tarihi: 4.02.2022)
- Sönmez, A. ve Baykasoğlu, A.**, 1996, Bilgisayar Yardımı ile Küçük ve Orta Ölçekli İşletmeler İçin Bakım Sistemi Planlaması, *Mühendis ve Makina*, 17–22.
- Tabak, A., Özkaymak, M.**, 2020, Elektrik Motorlarında Uygulanan Bakım Yöntemlerinin İncelenmesi, Karşılaştırılması ve Uzaktan Erişimin Kestirimci Bakıma Etkisi, *Konya Journal of Engineering Sciences*, 4, 2667–8055. <https://doi.org/10.36306/konjes.750404> (Erişim tarihi: 02.04.2023).
- Taş, B.**, Makine Öğrenmesi Modelleri İçin Veri Bölme İşlemi, <https://medium.com/kodluyoruz/makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-modelleri-i%C3%A7in-veri-b%C3%B6lme-i%C3%A7in-3b517ed74e37> (Erişim tarihi: 07.05.2023).
- Taşan, H.S.**, 2022, Machine Learning Dersleri - Sınıflandırma, Hacettepe Üniversitesi Yapay Zeka Topluluğu, <https://www.kaggle.com/code/hasansezertaan/machine-learning-dersleri-s-n-flan-d-r-m-a>, (Erişim tarihi: 6.02.2022)
- Turhost**, 2021, <https://www.turhost.com/blog/makine-ogrenmesi-machine-learning-nedir/#serp>, (Erişim tarihi: 3.01.2022)
- Ulgen, E.K.**, 2017, <https://medium.com/@k.ulgen90/makine-%C3%B6%C4%9Frenimi-b%C3%B6lme-i%C3%B6lme-5-karar-a%C4%9Fa%C3%A7lar%C4%B1-c90bd7593010>, (Erişim tarihi: 3.02.2022)
- Ünal, H., Kuraloğlu, H., Arslan, S., Başaran, F.**, 2015, Determination of Operating Characteristics of a Vacuum Pump at Different Vacuum Pressures and Altitudes, *Journal of Agricultural Machinery Science*, 2015(2), 179–185.
- Ürdün, Michael I., Piskopos, Christopher M.**, 2004, "Nöral ağlar". Allen B. Tucker'da (ed.). Computer Science Handbook, (2)(in prees)
- Vapnik, V.**, 2000, Bounds on Error Expectation for Support Vector Machines . *Neural Computation*, 12, 1294-305.
- Voltimum**, 2020, <https://www.voltimum.com.tr/haberler/tesislerde-termal-kamera-ve-bakim>, (Erişim tarihi: 4.03.2022)
- Yaman, G., ve Karadayı, H.M.**, 2014, Titreşim Analizi ile Pompalarda Arıza Tesbiti ve Kestirimci Bakım İçin Örnek Bir Çalışma. *Tesisat Mühendisliği*, 140, 36–50. https://www.mmo.org.tr/sites/default/files/Ofc7ce64e252ead_ek.pdf (Erişim tarihi: 16.01.2023)

TEŞEKKÜR

Bu çalışma süresince gerekli verilerin sağlanmasında kolaylık gösteren Pınar Et ailesine, danışmanım Doktor Öğretim Üyesi Mustafa Engin'e, tezin biçimlenmesinde değerli katkılarını aldığım arkadaşım Mekatronik Müh. Tunahan Köse'ye, eğitim hayatı boyunca fedakarlıklarını eksik etmeyen aileme ve yüksek lisans sürecinde hep destek olan değerli nişanlım Burçin Beyazgün'e, teşekkürlerimi borç bilirim.

12 / 07 / 2023

İmzası

Eyüp YILDIRIM

ÖZGEÇMİŞ

Eyüp Yıldırım ilk, orta ve lise öğrenimini İzmir’de tamamladı. 2013 yılında başladığı İzmir Katip Çelebi Üniversitesi Mekatronik Mühendisliği (İngilizce) Bölümü’nden 2018 yılında mezun olmuştur. 2020 yılında Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans öğrenimine başlamıştır. 2021 yılında Pınar Entegre Et ve Un şirketinde başladığı Bakım Mühendisi görevine Makine Bakım Ekip Lideri olarak devam etmektedir.

