Bir Otomotiv İşletmesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Kesici Takım Aşınmasının Tahminlenmesi

Merve Deniz

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Mayıs 2024

Predicting Cutting Tool Wear with Machine Learning Techniques in Automotive Industry

Merve Deniz

MASTER OF SCIENCE THESIS

Department of Industrial Engineering

May 2024

Bir Otomotiv İşletmesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Kesici Takım Aşınmasının Tahminlenmesi

Merve Deniz

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği Uyarınca
Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı
Endüstri Mühendisliği Bilim Dalında
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

Danışman: Prof. Dr. Feriştah ÖZÇELİK
İkinci Danışman: Prof. Dr. Tuğba SARAÇ

Mayıs 2024

ONAY

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisi **Merve Deniz**'in YÜKSEK LİSANS tezi olarak hazırladığı "Bir Otomotiv İşletmesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Kesici Takım Aşınmasının Tahminlenmesi" başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliğin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek oybirliği ile kabul edilmiştir.

Danışman : Prof. Dr. Feriştah ÖZÇELİK

İkinci Danışman : Prof. Dr. Tuğba SARAÇ

Yüksek Lisans Tez Savunma Jürisi:

Üye: Prof. Dr. Feriştah ÖZÇELİK

Üye: Prof. Dr. Ezgi AKTAR DEMİRTAŞ

Üye: Doç.Dr. Emre ÇİMEN

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ……..…….. tarih ve ……..…… sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. ....

Enstitü Müdürü

ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Prof. Dr. Feriştah ÖZÇELİK ve Prof. Dr. Tuğba SARAÇ danışmanlığında hazırlamış olduğum "Bir Otomotiv İşletmesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Kesici Takım Aşınmasının Tahminlenmesi" başlıklı Yüksek Lisans tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallarına uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim.

28/05/2024

Merve Deniz

İmza

ÖZET

Talaşlı imalat gerçekleştiren işletmelerde, kesici takım aşınmasını tahmin etmek ve önlemek için etkili bir yöntem geliştirmek, üretim verimliliği açısından kritik öneme sahiptir. Bu çalışmada, otomotiv sektöründe faaliyet gösteren bir firmada, makine öğrenmesi kullanılarak CNC makinelerinden elde edilen veriler ile kesici takım aşınmasını tahminlemek amaçlanmıştır. Uygulamada Python programlama dili kullanılmıştır. Veriler ayıklanmış, aykırı veriler kontrol edilmiş, korelasyona göre özellikler belirlenmiş, veri ölçekleme yapılmış ve veri pencerelere bölünmüştür. Rastgele Orman Regresyonu (RFR), Gradyan Artırma Regresyonu (GBR), Aşırı Gradyan Artırma Regresyonu (XGB) ve Uyarlamalı Artırma Regresyonu (ABR) makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. Bu modeller, veri setlerinin farklı kombinasyonlarından oluşan 3 farklı senaryo üzerinde değerlendirilmiştir. Model performansları hiper parametre optimizasyonu yapılarak iyileştirilmiştir. Sonrasında veri setleri kesici takım ömrünün evrelerine bölünmüş ve farklı makine öğrenmesi modellerinin, kesici takımın farklı evrelerini daha iyi tahmin edebileceği öngörülerek denemeler yapılmıştır.

Modeller, Hata Kareleri Ortalaması (Mean Squared Error - MSE) metriğine göre, farklı pencere büyüklükleri ve evreler için tüm senaryolarda değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Senaryo 1'in ilk evresinde 0,1096 MSE değeri ile GBR, ikinci evresinde 0,0242 MSE değeri ile XGB, son evresinde ise 0,0313 MSE değeri ile GBR modeli başarılı olmuştur. Senaryo 2'in ilk evresinde 0,1615 MSE değeri ile GBR, ikinci evresinde 0,0434 MSE değeri ile yine GBR ve son evresinde ise 0,0404 MSE değeri ile RFR modeli başarılı olmuştur. Evre çalışması olmayan Senaryo 3'te ise en başarılı pencere büyüklüğü 50 iken 0,0041 MSE değerini veren RFR olmuştur. Evrelere ayırmadan modeller çalıştırıldığında Senaryo 1 için en iyi MSE değerini 0,0614 ile; Senaryo 2 için 0,0908 ile GBR sağlamaktadır. Kesici takım aşınmasının evrelere ayrılması, daha hassas bir şekilde tahmin edilmesini sağlamaktadır ve işletmelere daha doğru ve zamanında müdahale imkanı vermektedir.

Anahtar Kelimeler:

Kestirimci bakım, kesici takım ömrü, yapay zeka, makine öğrenmesi, Python

Public

SUMMARY

In companies engaged in machining operations, developing an effective method for predicting and preventing tool wear is critically important for production efficiency. This study aims to predict tool wear using data obtained from CNC machines in a company operating in the automotive sector, utilizing machine learning. Python programming language was used in the implementation. In the process of organizing the datasets, data were cleaned, outliers were checked, features were determined based on correlation, data scaling was performed, and data were divided into windows. Machine learning models such as Random Forest Regressor (RFR), Gradient Boosting Regressor (GBR), Extreme Gradient Boosting Regressor (XGB), and Adaptive Boosting Regressor (ABR) were used. These models were evaluated on three different scenarios created from different combinations of datasets. Model performances were improved by hyperparameter tuning. Subsequently, the datasets were divided into stages of tool life, and experiments were conducted under the assumption that different machine learning models could better predict different stages of tool wear.

The models were evaluated and compared across all scenarios for different window sizes and phases using the Mean Squared Error (MSE) performance metric. In the first phase of Scenario 1, the GBR model was successful with an MSE value of 0.1096, in the second phase the XGB model with an MSE of 0.0242, and in the final phase the GBR model with an MSE of 0.0313. In the first phase of Scenario 2, the GBR model was successful with an MSE value of 0.1615, in the second phase again the GBR with an MSE of 0.0434, and in the final phase the RFR model with an MSE of 0.0404. In Scenario 3, which did not include phase analysis, the best model was the RFR with an MSE value of 0.0041 for a window size of 50. When the models were run without dividing into phases, the best MSE value for Scenario 1 was 0.0614 with GBR, and for Scenario 2 it was 0.0908 with GBR. Dividing tool wear into stages allows for more precise predictions, providing businesses with the opportunity for more accurate and timely interventions.

Keywords:

Predictive maintenence, cutting tool life, artificial intelligence, machine learning, Python

TEŞEKKÜR

Bu çalışma boyunca, beni destekleyen ve cesaret veren birçok kişiye teşekkür etmek istiyorum.

İlk olarak, bu çalışmanın gerçekleşmesini sağlayan akademik danışmanlarım Prof. Dr. Feriştah ÖZÇELİK ve Prof. Dr. Tuğba SARAÇ'a sonsuz teşekkürlerimi sunmak istiyorum. Yönlendirmeleri, değerli önerileri ve zamanları için minnettarım.

Ayrıca, aileme, her zaman yanımda olup desteklerini esirgemeyen sevgili eşim Ahmet ve oğlum Demir'e teşekkür etmek istiyorum. Onların sabrı ve anlayışı olmadan bu çalışma gerçekleşemezdi.

Özellikle, her adımda beni destekleyen iş arkadaşım Gamze Keçibaş'a müteşekkirim. Bilgi birikimi ve rehberliği sayesinde, bu projenin başarılı bir şekilde tamamlanmasını sağladı.

Hepinize minnettarım.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET ..... **vi**
SUMMARY ..... **vii**
TEŞEKKÜR ..... **viii**
İÇİNDEKİLER ..... **ix**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **x**
ÇİZELGELER DİZİNİ ..... **xi**
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ ..... **xii**
1. GİRİŞ VE AMAÇ **1**
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI **2**
3. MATERYAL VE YÖNTEM **7**
3.1. Makine Öğrenmesi 7
3.2. Uygulama Ortamı ve Veriler 12
3.3. Veri Ön İşleme 15
3.3.1. Genel düzenlemeler 15
3.3.2. Korelasyona göre özellik seçimi 15
3.3.3. Aykırı veri kontrolü 17
3.3.4. Veri normalizasyonu 17
3.3.5. Verinin pencerelere bölünmesi 18
3.4. Modellerin Çalıştırılması 19
3.5. Hiper Parametre Optimizasyonu 20
3.6. Kesici Takım Aşınmasının Evrelere Bölünmesi 22
3.7. Verinin Orijinal Haline Döndürülmesi 24
4. BULGULAR VE TARTIŞMA **25**
4.1. Veri Ön İşleme Analizi 25
4.2. Verilerin Pencerelere Bölünmesi 29
4.3. Hiper Parametre Optimizasyonu 30
4.4. Kesici Takım Aşınmasının Evrelere Bölünmesi 32
4.5. Verinin Orijinal Haline Döndürülmesi 34
4.6. Tartışma 36
5. SONUÇ VE ÖNERİLER **37**
KAYNAKLAR DİZİNİ **40**

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

3.1. Yapay zeka, makine öğrenmesi, derin öğrenme 7
3.2. CNC Torna tezgahı üzerinde iş parçası ve kesici takımın gösterimi 12
3.3. İş parçası yüzeyleri 13
3.4. 3 numaralı takıma ait özelliklerin takım aşınması ile korelasyon ısı haritası 16
3.5. Kesici takım aşınma evrelerine örnek: serbest yüzey aşınmasının zamana bağlı olarak gelişimi 23
4.1. Senaryo 1 için evrelerin en iyi sonuç grafikleri 33
4.2. Senaryo 2 için evrelerin en iyi sonuç grafikleri 34
4.3. Senaryo 1 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafikleri 35
4.4. Senaryo 2 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafikleri 35
4.5. Senaryo 3 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafiği 36

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge **Sayfa**

2.1. Kesici takım aşınması tahinlemesini içeren 28 çalışma 2
3.1. Ham veri bilgileri 13
3.2. Hiper parametre bilgileri 21
4.1. Senaryo 1 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi 26
4.2. Senaryo 2 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi 27
4.3. Senaryo 3 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi 28
4.4. 2 numaralı takım için veri çerçevesi bilgileri 29
4.5. Senaryo 3 için pencere büyüklüğü MSE performans sonuçları 29
4.6. Senaryo 1 için model iyileşme özeti 31
4.7. Senaryo 2 için model iyileşme özeti 31
4.8. Senaryo 3 için model iyileşme özeti 32
4.9. Senaryo 1 için modellerin evre performansları 33
4.10. Senaryo 2 için modellerin evre performansları 33

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler	Açıklama
μm	Mikrometre

Kısaltmalar	Açıklama
RFR	Rastgele Orman Regresyonu (Random Forest Regressor)
GBR	Gradyan Artırma Regresyonu (Gradient Boosting Regressor)
XGB	Aşırı Gradyan Artırma Regresyonu (Extreme Gradient Boosting Regressor)
ABR	Uyarlamalı Artırma Regresyonu (Adaptive Boosting Regressor)
AI	Yapay Zeka (Artificial Intelligence)
ML	Makine Öğrenmesi (Machine Learning)
MSE	Hata Kareleri Ortalaması (Mean Squared Error)
R^2	Belirleme Katsayısı (Determination Coefficient)
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (Mean Absolute Percentage Error)
MAE	Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
RMSE	Kök Hata Kareleri Ortalaması (Root Mean Square Error)
RAE	Göreceli Mutlak Hata (Relative Absolute Error)
PC	Pearson Korelasyon Katsayı (Pearson Correlation Coefficient)
PR-AUC	Doğruluk-Kurtarma Eğrisi Altındaki Alan (Precision-Recall Area Under Curve)
RAE	Göreceli Mutlak Hata (Relative Absolute Error)
AE	Akustik Emisyon
Bi-LSTM	Çift Yönlü Uzun-Kısa Süreli Bellek (Bidirectional Long-Short Term Memory)
Bi-GRU	Çift Yönlü Geçit Tekrarlayan Birim (Bidirectional Gate Recurrent Unit)
AISNN	Yardımcı Girdi İyileştirmeli Siyam Sinir Ağı (Auxiliary Input-enhanced Siamese Neural Network)
MLP	Çok Katmanlı Algılama Regresyonu (Multilayer Perception)
LR	Doğrusal Regresyon (Linear Regression)

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar	Açıklama
MHDF	Çok Kaynaklı Heterojen Veri Füzyonuna Dayalı Markov Karar Süreci (Multisource Heterogeneous Data Fusion-Based)
LSTM	Uzun-Kısa Süreli Bellek (Long-Short Term Memory)
KNNR	K-En Yakın Komşu Regresörü (K-Nearest Neighbors Regressor)
SVMR	Destek Vektör Makinesi Regresörü (Support Vector Machine Regressor)
SVR	Destek Vektör Regresyonu (Support Vector Regression)
LSSVR	En Küçük Kareler Destek Vektör Regresyonu (Least Squares Support Vector Regression)
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
CART	Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (Classification And Regression Trees)
CHAID	Ki-Kare Otomatik Etkileşim Tespiti (Chi-squared Automatic Interaction Detection)
SSM2DG	Yarı Denetimli Çok Kaynaklı Meta-Alan Genellemesi (Semisupervised Multi-Source Meta-Domain Generalization)
YSA	Yapay Sinir Ağı
CNN	Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks)
SSAE	Yığılmış Seyrek Otomatik Kodlayıcı (Stacked Sparse Autoencoder)
BPNN	Geri Yayılım Sinir Ağı (Backpropagation Neural Network)
DVM	Karar Vektör Makinesi (Decision Vector Machine)
ESA	Evrimsel Sürü Algoritması (Evolutionary Swarm Algorithm)
SDA	Spiral Dinamik Algoritması (Spiral Dynamic Algorithm)
LASSO	En Küçük Mutlak Daraltma ve Seçim Operatörü (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)
EN	Elastik Ağ (Elastic Net)
HR	Huber Regresyonu

1. GİRİŞ VE AMAÇ

Endüstriyel üretim süreçlerinde yüksek performanslı üretim sistemleri önemli bir hedef olmuştur. Otomotiv ve havacılık sektörü gibi talaşlı imalatı içeren endüstrilerde, kesici takımların aşınması, üretim verimliliğini doğrudan etkileyen kritik bir faktördür. Kesici takım aşınması, yüksek maliyetli kesici takım değişimleri, iş durmaları ve iş parçalarının kalitesinde düşüş, parça kayıp maliyetleri, üretim süresinde artış, CNC makine bakım maliyetleri, iş güvenliği riski gibi olumsuz sonuçlara neden olabilir.Bu nedenle, kesici takım aşınmasını tahmin etmek ve önlemek için etkili bir yöntem geliştirmek, işletmeler için kritik öneme sahiptir. Sönmez vd. (2000)'ne göre, takım aşınması, işlenen parçanın doğrudan kalitesini etkilediğinden takım aşınmasının gözlemlenmesi imalat sanayiinin önemli öğelerindendir. Geliştirilecek yöntemin düşük maliyetli ve kolay uygulanabilir olması tercih edilmektedir.

Bu çalışmanın temel amacı kesici takım aşınmasını doğru bir şekilde tahminlemeye yardımcı olacak model geliştirilmesidir. Üretimde çalışanların, bu model sayesinde aşınma belirli bir tolerans seviyesinin ötesine geçmeden önce müdahale etmesi amaçlanmaktadır. Bu şekilde, işletmelerin üretim süreçlerini optimize etmeleri ve maliyetleri azaltmaları hedeflenmektedir. Model geliştirme aşamasında makine öğrenmesi kullanılarak uygulama yapılmıştır. Veri setleri analiz edilip ön işleme yapıldıktan sonra RFR, GBR, XGB ve ABR modelleri kullanılmıştır. Veri setlerinden 3 farklı senaryo oluşturulmuş, model performansları hiper parametre optimizasyonu yapılarak iyileştirilmiştir. Veri setleri kesici takım ömrünün evrelerine bölünmüş ve evrelere ayırmanın sağlayacağı imkanlar incelenmiştir.

Sunulan tez çalışmasının bir sonraki ana başlığında kesici takım aşınmasının tahmin edilmesine yönelik literatür araştırması sunulmuştur. Üçüncü ana başlıkta, materyal ve yöntemden bahsedilmiş, çalışmanın adımları verilmiştir. Dördüncü ana başlıkta ise materyal ve yöntem bölümünde açıklanan adımların uygulamasına ve sonuçlarına yer verilmiştir. Son bölümde özet sonuçlar değerlendirilmiş ve öneriler sunulmuştur.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu bölümde, kesici takım aşınmasının tahmin edilmesine yönelik literatür taraması yapılmıştır. Bu literatür taraması, çalışmanın temelini oluşturan konuları incelemekte ve çalışmanın metodolojisini desteklemektedir Yapılan araştırmada, "kesici takım aşınma", "kesici takım ömür", "makine öğrenmesi" ve "kestirimci bakım" anahtar kelimeleri ile aramalar gerçekleştirilmiş, erişilen 40 adet makale ve 10 adet tez olmak üzere 50 çalışma incelenmiştir. İncelenen çalışmaların 28 tanesinde kesici takım aşınmasının tahmin edildiği belirlenmiştir. Bu çalışmaların %85'i son 5 yıl içerisinde gerçekleştirilmiştir. Kesici takım tahminlemesi içeren 28 çalışma detaylı incelenmiştir. Çalışmalarda kullanılan algoritmalar (*Algoritma*), algoritma performansını ölçmek için kullanılan yöntemler (*Perf. Ölçüm Yöntemi*), ilgili yöntem ile elde edilen sonuçlar (*Perf. Değeri*), takım aşınması mikrometre değerleri (*Takım Aşınması (µm)*), çalışılan veri büyüklükleri (*Veri Miktarı (adet)*), tahminlemede kullanılan özellik isimleri (*Özellikler*) ve kesici takımın evrelerine göre bir çalışma içerip içermediğini (*Evre*) gösteren tablo Çizelge 2.1.'de verilmiştir.

Çizelge 2.1. Kesici takım aşınması tahinlemesini içeren 28 çalışma

No	*Çalışma*	*Algoritma*	*Perf. Ölçüm Yöntemi*	*Perf. Değeri*	*Takım Aşınması (µm)*	*Veri Miktarı (adet)*	*Özellikler*	*Evre*
1	Chehrehzad vd. (2024)	Bi-LSTM Bi-GRU	MAE	1,75	300	2400	Kuvvet, Tork, Sapma, İş Mili Kodlayıcı Pozisyonu, Akım	Var
2	Wang ve Shen (2024)	AISNN	-	-	250	800	-	Var
3	Korkmaz vd. (2024)	MLP ve LR	R^2 RMAE RMSE RAE	0,917	160	-	Kuvvet, Sıcaklık	Yok
4	Li vd. (2023)	MHDF	Hata oranı	3,91	-	180	-	Yok
5	Bilgili vd. (2023)	LSTM Mimarisine Dayalı Bir Sinir Ağı	MAPE	%2	-	-	İş Mili Motor Akımı, Dinamometre Sinyalleri	Yok
6	Aldekoa vd. (2023)	RFR, KNNR, SVMR	R^2 MAE MSE	0,9 0.00308 $2.14e{-5}$	-	-	Kuvvet, Güç, Akım	Yok

Çizelge 2.1. Kesici takım aşınması tahinlemesini içeren 28 çalışma

No	*Çalışma*	*Algoritma*	*Perf. Ölçüm Yöntemi*	*Perf. Değeri*	*Takım Aşınması (μm)*	*Veri Miktarı (adet)*	*Özellikler*	*Evre*
7	Huang vd. (2023)	SVR, LSSVR, PSO	MAE RMSE PCC MAPE	5,7-22,7	360	300	Kuvvet, Titreşim	Yok
8	Twardowski vd. (2023)	CART, CHAID	Hata oranı	%0,88 %6,14	-	-	Titreşim İvmesi	Yok
9	Korkmaz vd. (2023)	DT, RFR, SVR	R^2 MAE MSE RMSE	0,9-1.0 0,005 0,00005 0,006	1050	-	Takım Uzunluğu	Yok
10	Li vd. (2023)	SSM2DG	Hata oranı	%6	300	5800	Kuvvet, Titreşim	Var
11	Tabaszewski vd. (2022)	Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı, İndüklenmiş Bulanık Kurallar ve YSA	Hata oranı	1,82	-	12367	Kesme Hızı, İş Mili Hızı, Besleme, Kesme Derinliği, Kesme Süresi	Yok
12	Sönmez vd. (2000)	YSA	Hata oranı	%6	-	480	Kuvvet	Yok
13	Javanjal vd. (2022)	CNN	Hata oranı MAPE	%1-%7 %4.76	450	-	Akustik Emisyon, Kuvvet, Titreşim, Akım, Güç	Yok
14	Li vd. (2022)	CNN	-	-	150		--	Yok
15	Domínguez vd. (2022)	LR, KNN, RFR, DT	RMSE MAE	0,2 0,2	-	3500	Güç, Enerji	Yok
16	Li vd. (2022)	Fizik Bilgilendirilmiş Meta-Öğrenme Çerçevesi	MAE RMSE MAPE	1,95 3,01 0,01	200	320	-	Yok
17	Yang vd. (2022)	SSAE, BPNN	RMSE	3,41	150	-	Kesme Kuvveti	Yok
18	Jin vd. (2022)	Makine Öğrenme Tekniği ve Fizik Tabanlı Kinematik Model	MAPE R^2	%12 %0.75	-	960	Anlık Fiber Kesme Açısı, Kesilmemiş Talaş Kalınlığı, Anlık Radyal Kuvvet	Yok
19	Chacón vd. (2021)	Dalgacık Paket Ayrışımı	RMSE	%36.53	250	-	-	Yok
20	Kalkanlı (2021)	YSA, DVM, ESA	-	-	80	-	Ses Sinyalleri	Yok
21	Xu vd. (2021)	Çok Ölçekli Özellik Birleştirme ve Kanal Dikkat Mekanizması	MAE RMSE	24-2,64 28-4,41	180	575	Kesme Kuvveti Sinyalleri, Titreşim Sinyalleri, Akustik Emisyon Sinyalleri	Yok

Çizelge 2.1. Kesici takım aşınması tahinlemesini içeren 28 çalışma

No	*Çalışma*	*Algoritma*	*Perf. Ölçüm Yöntemi*	*Perf. Değeri*	*Takım Aşınması (μm)*	*Veri Miktarı (adet)*	*Özellikler*	*Evre*
22	Twardowski vd. (2021)	DT, CART, KNN	Hata oranı	%6	200	-	Akustik Emisyon (AE) Sinyalleri	Yok
23	He vd. (2021)	SSAE-BPNN	RMSE R^2	94-29 0.94 - 0.52	600	303	Sıcaklık	Yok
24	Hahn (2020)	Ayrıştırılmış-Değişken Otomatik Kodlayıcı ile Kendi Kendini Denetleyen Öğrenme	PR-AUC	0.349	-	11570	Titreşim, Akustik Emisyonlar, Akım	Yok
25	Alajmi vd. (2020)	XGB-SDA	MAE R^2	%4.67 0.9973	300	161	İş Mili Hızı, Matkap Çapı, Besleme Hızı, İtme Kuvveti, Tork	Yok
26	Twardowski vd. (2019)	MLP, YSA	RMSE R^2	0.045 0.040	400	-	Radyal Kesme Kuvveti, Titreşimlerin İvmesi, Kesme Kuvveti Bileşenleri	Yok
27	Sa ve Ramachandrana. (2018)	DT Sınıflandırma Modeli	MAE RMSE	0.0453 0.1979	200	-	Ses, Titreşim	Yok
28	Gündüzöz (2002)	YSA	MSE	0,013	600	-	--	Yok

İncelenen çalışmalarda genellikle YSA, SVR ve RFR üzerine kurulu algoritmaların tercih edildiği gözlemlenmiştir. MLP, KNN, CART, LR, CNN, SSAE, BPNN, PSO, CHAID , MHDF, SSM2DG ve XGB-SDA gibi algoritmalara ise çalışmalarda daha seyrek rastlanmaktadır. Bu çalışmada kullanılan algoritmaların özelliklerini ve avantajlarını özetlemek gerekirse; RFR, çeşitli rastgele karar ağaçları oluşturur ve tahmin sırasında, ağaçlardan elde edilen olasılıkların ortalaması kullanılarak en olası sınıf seçilir. Karmaşık ilişkileri öğrenme kapasitesi ve yüksek doğruluk avantajlarına sahiptir. GBR modelinde her ağaç teker teker oluşturulur ve önceki ağacın hataları, sıradaki ağacı düzeltmek için kullanılır. Avantajları esneklik ve yüksek doğruluk olarak ön plana çıkmaktadır. XGB, GBR algoritmasının hız ve performans açısından geliştirilmişidir. ABR ise her bir zayıf tahminleyiciyi ardışık olarak eğitir ve her adımda yanlış tahmin edilen örneklere daha fazla ağırlık vererek hataları düzeltmeye çalışır. Basit ve etkili bir modeldir, daha az karmaşık veri setlerinde başarılıdır.

Performans ölçüm yöntemi olarak RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) ve R^2 (R-squared) en yaygın kullanılan metrikler olarak öne çıkmaktadır. Takım aşınması değeri, ortalama 300 mikrometre olarak alınmıştır.

Bu çalışmalarda genellikle kuvvet, tork, sapma, iş mili kodlayıcı pozisyonu, akım, güç, ses, sıcaklık, iş mili motor akımı, titreşim, titreşim ivmesi, takım uzunluğıu, enerji, akustik emisyon, iş mili hızı, matkap çapı, besleme hızı gibi özellikler değerlendirilmiştir. Ayrıca, kesme hızı, iş mili hızı, besleme, kesme derinliği ve kesme süresi gibi operasyonel parametreler ve kesme kuvveti, anlık fiber kesme açısı, kesilmemiş talaş kalınlığı ve anlık radyal kuvvet gibi kesici takım performans verileri değerlendirilmiştir.

Veri miktarına bakıldığında, veriye ulaşılabilen çalışmalarda, maksimum 12 bin veri ile çalışıldığı görülmüştür. Bu çalışma, bir işletme tarafından sağlanan gerçek verilerden oluşan toplam 5,7 milyon ham veriyi kullanıyor olması ile ciddi bir fark yaratmaktadır.

Kesici takım aşınmasının farklı evrelerine göre ayrı modeller kullanarak tahminleme yapılması, bu alandaki literatürde nadir görülen bir yaklaşımdır. Her evrede takımın performansı ve işleme kalitesi farklı olduğu için sürecin tamamını tahminlemek yerine

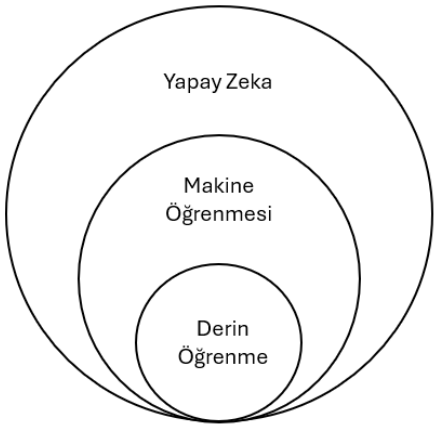
evrelere ayırarak tahminlemek, evrelere özgü özelliklerin ve değişikliklerin yakalanmasını sağlamaktadır. Bu çoklu model yaklaşımı, kesici takımın her bir evresinin daha hassas bir şekilde tahmin edilmesini sağlar ve işletmelere daha doğru ve zamanında müdahale imkanı verir. Bu çalışma, kesici takım aşınmasının evrelerini dikkate alarak tahminleme yapması açısından literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde öncelikle makine öğrenmesi ile ilgili temel kavramlara ve çalışmada yer alan modeller ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. Sonrasında, çalışmanın verilerinin toplandığı ortam, yapılan işlem ve iş parçası ile ilgili bilgiler, toplanan veriler ve bu verilerin kullanılan kısımları ile ilgili açıklamalar, verilerle oluşturulan senaryolar ve modellerin performans ölçüm metriği ile ilgili bilgiler sunulmuştur. Son olarak, çalışmada izlenen adımlar yer almaktadır.

3.1. Makine Öğrenmesi

Yapay zeka, insan zekasını taklit ederek makinelerin sergilediği zekadır. Makine öğrenmesi ise yapay zekaya ulaşmak için bir yaklaşımdır. Şekil 3.1.'de görüldüğü gibi yapay zekanın bir alt dalı olan makine öğrenmesi, büyük veri gruplarını işleyerek doğru çıktılar elde etmede yetkindir.(Korkmaz vd., 2023)



Şekil 3.1. Yapay zeka, makine öğrenmesi, derin öğrenme

Makine öğrenmesi, matematiksel modeller kullanmaktadır. Bu modeller, belirli bir veri kümesi için kalıpları tanımlamak, içgörüler elde etmek ve tahminler yapmak veya eylemler gerçekleştirmek amacıyla sıkça kullanılır. Bunu başarmak için, bir makine öğrenmesi modeli, modele geçmiş veriler verilerek eğitilir. Böylece, eğitilen makine

öğrenmesi modeli, daha önce görmediği veriler üzerinde tahmin yapabilir hale gelir. Korkmaz vd. (2023), makine öğrenmesinin kesici takım aşınma durumu hakkında öngörüler sağlayarak malzeme bazlı ve işleme kaynaklı problemleri ortadan kaldırabileceğini belirtmektedir.

Makine öğrenmesi alanı geniş anlamda iki gruba ayrılabilir: denetimli öğrenme ve denetimsiz öğrenme. Denetimli öğrenmede, algoritma sağlanan verilerden ve bu verilere ilişkin etiketlerden öğrenir. Denetimsiz öğrenmede ise algoritma verilerden öğrenir, ancak etiketler sağlanmaz. Dolayısıyla, denetimsiz öğrenici, etiketlerden rehberlik almadan verilerdeki faydalı bilgileri ortaya çıkarmak zorundadır. Bu, doğası gereği daha zorlu bir görevdir. (Hahn, 2020). Bu çalışma, denetimli öğrenme sınıfına girmektedir.

Makine öğrenmesi teknikleri, endüstriyel veri analitiği alanında önemli bir araç haline gelmiştir. Bu teknikler, büyük miktarda üretim verisini analiz ederek öngörülebilir modeller oluşturabilir ve karar alma süreçlerini iyileştirebilir. Bu çalışmada, bir otomotiv işletmesinde talaşlı imalat yapan CNC makinelerinden elde edilen veriler kullanılarak kesici takım aşınmasını tahminlemek için bir makine öğrenmesi modeli geliştirilmektedir. Bunun için 4 adet makine öğrenmesi algoritmasından yararlanılmıştır. Her algoritma, farklı özelliklere ve avantajlara sahiptir.

RFR, birden fazla karar ağacını bir arada kullanarak tahminler yapan bir öğrenme yöntemidir. Rastgele ormanlar, her ağacın bağımsız olarak örneklenen ve ormandaki tüm ağaçlar için aynı dağılıma sahip rastgele bir vektörün değerlerine bağlı olduğu ağaç tahminlerinin bir kombinasyonudur (Breiman, 2001). Eğitim sırasında çeşitli rastgele karar ağaçları oluşturur ve tahmin sırasında, ağaçlardan elde edilen olasılıkların ortalaması kullanılarak en olası sınıf seçilir (Hahn, 2020). RFR, değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenme kapasitesi ve yüksek doğruluğu ile bilinir. Ayrıca, modelin yorumlanabilirliğini artıran özellik önem sıralaması gibi ek avantajlar sunar. Aldekoa vd. (2023); Korkmaz vd. (2023); Domínguez vd. (2022) çalışmalarında RFR yönteminden yararlanmışlardır. Aldekoa vd. (2023), çalışmalarının eğitim fazında en iyi sonuçlara RFR modelinin ulaştığını belirtmişlerdir.

GBR, tahminleme problemlerinde yüksek doğruluk sağlamak amacıyla zayıf tahminleyicilerin ardışık şekilde birleştirilmesine dayanan bir öğrenme yöntemidir. Regresyon ağaçlarının gradyan güçlendirilmesi, hem regresyonlar hem de sınıflandırmalar için rekabetçi, oldukça sağlam, yorumlanabilir prosedürler üretir (Freidman, 2001). Hahn'a (2020) göre, her ağaç teker teker oluşturulur ve önceki ağacın hataları, sıradaki ağacı düzeltmek için kullanılır (bu işlem artırma olarak adlandırılır). Bu algoritma, her bir ardışık modelin hataları düzelterek genel performansı iyileştirir. GBR, esnekliği ve yüksek doğruluğu ile bilinir ve genellikle karmaşık veri setlerinde iyi performans gösterir.

XGB, GBR algoritmasının iyileştirilmiş bir versiyonudur. Hız ve performans açısından geliştirilmiştir ve büyük ölçekli veri setleri üzerinde etkili bir şekilde çalışır. Veri bilimcileri tarafından birçok makine öğrenimi zorluğunda en son teknolojiye sahip sonuçlara ulaşmak için yaygın olarak kullanılmaktadır (Chen ve Guestrin, 2016). Özellik mühendisliği, paralel hesaplama, düzenleme teknikleri ve eksik veri işleme gibi gelişmiş özelliklere sahiptir. XGB, esnekliği ve yüksek doğruluğu ile tanınır ve birçok makine öğrenmesi yarışmasında popüler bir seçimdir. Alajmi vd. (2020), çalışmalarında XGB modelini kullanmıştır. Çalışmalarında yer alan karşılaştırmalı analizlerde XGB modelinin üstün performans sergilediğini belirtmişlerdir.

ABR, zayıf tahminleyicilerin bir topluluğunu oluşturarak güçlü bir tahminleyici elde etmeyi amaçlayan bir öğrenme yöntemidir. Freund ve Schapire (1996) çarpımsal ağırlık güncelleme tekniğini uygulayarak bu algoritmayı geliştirmişlerdir. ABR, her bir zayıf tahminleyiciyi ardışık olarak eğitir ve her adımda yanlış tahmin edilen örneklere daha fazla ağırlık vererek hataları düzeltmeye çalışır. Bu yöntem, modelin hataları öğrenmesine ve iyileştirmesine olanak tanır. ABR, basit ve etkili olması ile bilinir ve genellikle daha az karmaşık veri setlerinde iyi performans gösterir.

Hahn (2020), hem RFR hem de GBR'nin, makine öğrenmesi topluluğunda yaygın olarak kullanıldığını belirtmektedir. Bu algoritmaların her biri, kesici takım aşınmasını tahmin etmek için farklı avantajlar sunar ve bu çalışmada, model performansını artırmak ve daha doğru tahminler elde etmek için kullanılmıştır. Algoritmaların çeşitli kombinasyonları ve hiper parametre optimizasyonu ile en iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır.

Modellerin Performans Değerlendirme Yöntemi

Bu çalışmada, makine öğrenmesi modellerinin başarısını değerlendirmek ve karşılaştırmak için MSE metriği kullanılmıştır. Bu metrik, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasını hesaplayarak bir modelin ne kadar doğru olduğunu öçmektedir.

Eşitlik (3.1)'de MSE formülü yer almaktadır. (Korkmaz vd. ,2023)

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \acute{y}_i\right)^2 \tag{3.1}$$

$n:$ veri kümesindeki örnek sayısı
$y_i:$ i. örnek için gerçek değer
$\acute{y}_i:$ i. örnek için tahmin edilen değer

MSE, sürekli değerleri tahmin eden regresyon modelleri için uygundur. Kesici takım aşınması gibi sürekli değişkenlerin tahmin edilmesi gereken durumlarda, MSE doğru bir performans ölçütü sunmaktadır. Aldekoa vd. (2023); Korkmaz vd. (2023); Gündüzöz (2002) çalışmalarında model performans karşılaştırması yaparkan MSE değerini kullanmışlardır.

MSE metriğinin yanında literatür ile kıyaslanabilirliği artırmak için MAPE ve R^2 metriklerine göre de model performansları hesaplanmıştır. Bu değerler Bulgular ve Tartışma bölümündeki en iyi sonuç grafiklerinde verilmiştir. Çalışmadaki tüm model karşılaştırma ifadelerinde ve tablolarda sadece MSE değeri kullanılmıştır.

Eşitlik (3.2)'de MAPE formülü yer almaktadır (Huang vd., 2023). MAPE, tahmin hatalarının ortalama mutlak değerinin, gerçek değerlerin ortalama mutlak değerine oranını ölçen bir metriktir. MAPE, farklı ölçeklerde olan değişkenler için kullanılabilmesi ve mutlak hatalara odaklandığı için tahminlerin gerçek değerlerden ne kadar uzak olduğunu ölçmesi yönleriyle faydalıdır. Bu çalışmada MAPE değeri 100 ile çarpılarak elde edilen % MAPE değeri kullanılmıştır.

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \frac{| y_i - \acute{y}_i |}{y_i} \tag{3.2}$$

$n:$ veri kümesindeki örnek sayısı
$y_i:$ i. örnek için gerçek değer
$\acute{y}_i:$ i. örnek için tahmin edilen değer

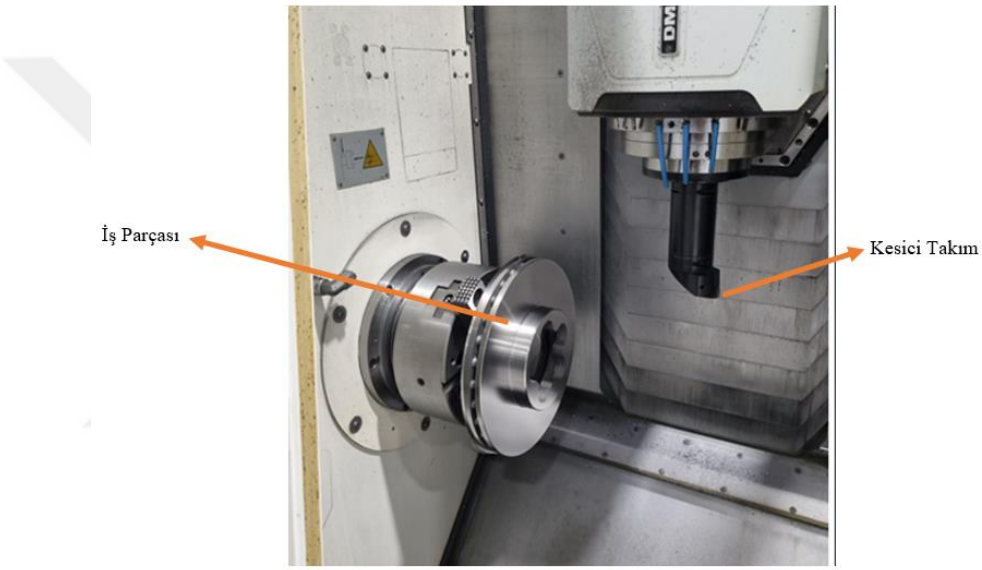
Eşitlik (3.3)'te R^2 formülü yer almaktadır (Jin vd., 2022). R^2, tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere ne kadar iyi uyduğunu gösteren bir istatistiktir. R^2, 0 ile 1 arasında değişen bir değerdir ve bu nedenle, farklı modellerin performanslarını karşılaştırabilmenizi sağlar, doğrusal olmayan modeller için de kullanılabilir ve varyansın bir ölçüsünü sağlar.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(y_i - \acute{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \ddot{y})^2} \tag{3.2}$$

$n:$ veri kümesindeki örnek sayısı
$y_i:$ i. örnek için gerçek değer
$\acute{y}_i:$ i. örnek için tahmin edilen değer
$\ddot{y}$: y_i 'lerin ortalaması

3.2. Uygulama Ortamı ve Veriler

Çalışmada, bir otomotiv imalat işletmesinde talaşlı imalat yapan CNC makinelerinden elde edilen veriler kullanılmıştır. Gerçek üretim ortamında üretim temposunu duraksatıp kesici takım aşınmasını ölçmek mümkün olmadığı için veriler üretim ortamını taklit ederek oluşturulmuş bir deney merkezinde toplanmıştır. İşlenen döküm parçanın döndüğü ve kesici takım kompleksinin sabit durduğu tornalama işlemine odaklanılmıştır. Şekil 3.2.'de işlemin görseli yer almaktadır. Veri toplama süreci bu çalışma öncesinde işletme tarafından gerçekleştirilmiştir.



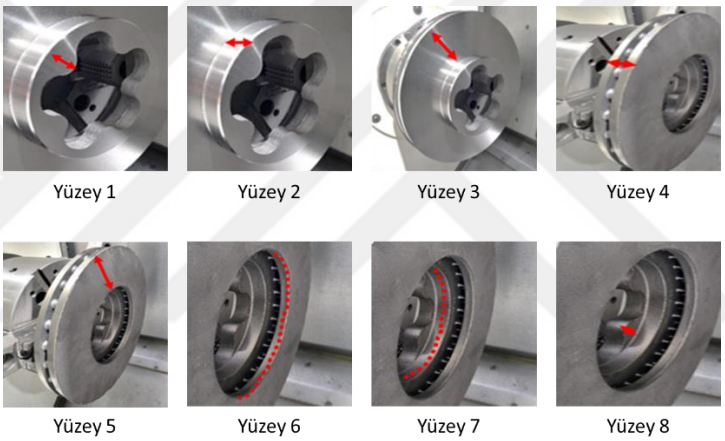
Şekil 3.2. CNC Torna tezgahı üzerinde iş parçası ve kesici takımın gösterimi

Veri toplama sürecinde her bir kesici takım sıfırdan başlayıp 300 mikrometre aşınmaya ulaşana kadar kullanılmıştır. Toplamda 5 farklı kesici takımın verisi mevcuttur. Çalışmada kullanılan verilerin veri çerçevesi adı, hangi takımın verisi olduğunu ifade eden açıklaması, satır sayısı ve sütun sayısı bilgileri Çizelge 3.1.'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Ham veri bilgileri

Veri Çerçevesi Adı	*Açıklama*	*Satır Sayısı*	*Sütun Sayısı*
F1	1 numaralı kesici takıma ait ham veri	1.253.170	34
F2	2 numaralı kesici takıma ait ham veri	1.386.160	34
F3	3 numaralı kesici takıma ait ham veri	837.724	29
F4	4 numaralı kesici takıma ait ham veri	740.096	29
F5	5 numaralı kesici takıma ait ham veri	1.522.752	29

Veri setleri “kaba işleme” ve “ince işleme” işlem adımlarından oluşmaktadır. İş parçasının yüzey bilgisi veri içerisinde yer almaktadır. Çalışma için, en geniş yüzeye sahip olan 5 numaralı yüzeyin “ince işleme” verileri kullanılarak makine öğrenmesi modeli eğitilmiştir. Şekil 3.3.’te yüzeylerin görselleri yer almaktadır.



Şekil 3.3. İş parçası yüzeyleri

Özellikler arasındaki ilişkiler ve etkileri incelenmiş ve model performansını artırmak için gerekli özellikler seçilmiştir. Veri setlerinde her bir özelliğin 5 farklı eksendeki değerleri yer almaktadır. 3 numaralı eksen, parçanın bağlı olduğu baskın ekseni göstermektedir. Özelliklerin takım aşınması ile korelasyonuna bakılarak seçilen özellikler arasında bu eksenin verilerinin yer aldığı gözlemlenmiştir. Veri setlerinde: akımın kontrol ölçüm hatası, akım, enkoder (motorun dönüş hızını algılayıp sayısal verilere dönüştüren sensör) pozisyonu, iş mili motoru ilerlemesi, motorun tükettiği güç, motorun torku, iş mili motoru hızı özellikleri yer almaktadır.

Kesici takım aşınması tahminlemesi için daha geniş bir perspektif sunmak amacıyla 5 adet kesici takımın verisi, farklı kombinasyonlarda kullanılarak 3 senaryo oluşturulmuştur. Senaryolar gerçek üretim koşullarını daha doğru bir şekilde yansıtmak için seçilmiştir ve farklı kesici takım özelliklerinin ve performanslarının çeşitliliğini yakalamayı amaçlamaktadır. Modeller tüm senaryolar için test edilmiştir, böylece her senaryonun kesici takım aşınmasını tahminleme yeteneği ayrı ayrı değerlendirilmiştir.

- *Senaryo 1* ; 1., 2., 4. ve 5. takımlara ait verilerin alt alta sırası değiştirilmeden birleştirilmesiyle oluşan veri çerçevesi kullanılarak 3. takıma ait aşınma tahminlenmiştir. Senaryonun bu kombinasyonla oluşturulma sebebi; oluşturulabilecek en büyük veri seti ile modeli eğitip, gerçek hayata uygun şekilde bir takımın tüm ömrü boyunca aşınmayı tahminlemektir.

- *Senaryo 2* ; 4. ve 5. takımlara ait verilerin alt alta sırası değiştirilmeden birleştirilmesiyle oluşan veri çerçevesi kullanılarak 3. takıma ait aşınma tahminlenmiştir. Senaryonun bu kombinasyonla oluşturulma sebebi; 3, 4 ve 5 numaralı takımların korelasyonlarının birbirine benzer olması sayesinde 3. takımın tüm ömrü boyunca aşınması tahminlenirken daha iyi tahminler elde etmektir.

- *Senaryo 3* ; 2. takıma ait veriler ile yine aynı takımın aşınması tahminlenmiştir. Bu senaryoda aynı takıma ait veriler kullanılarak yüksek korelasyon yakalanması ve diğer senaryolara kıyasla en iyi tahminlerin elde edilmesi amaçlanmıştır.

Çalışmanın aşamaları aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır. Her bir adım izleyen alt başlıklarda detaylı olarak açıklanmıştır.

- Veri ön işleme
- Modellerin çalıştırılması
- Modellerin iyileştirilmesi
- Kesici takım aşınmasının evrelere bölünmesi
- Verinin orijinal haline döndürülmesi

3.3. Veri Ön İşleme

Veri ön işleme aşamasında ham veri, kullanışlı hale getirilmek üzere işlemlerden geçirilmiştir. İşlemler detayları ile birlikte aşağıdaki başlıklarda aktarılmıştır.

3.3.1. Genel düzenlemeler

Veri setlerinden boş ve ilgisiz veri içeren, rakam içermeyen sütun ve satırlar çıkarılmış, tahminleme yapılacak yüzeyin (5 numaralı yüzey) verisi ayıklanmıştır. Senaryo 1 ve Senaryo 2 için ilgili kesici takımların veri birleştirme işlemi yapılmıştır.

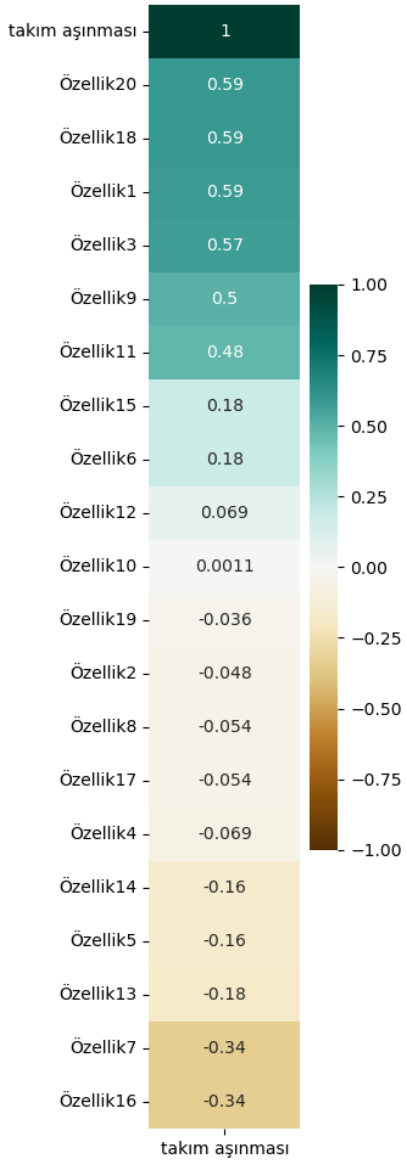
3.3.2. Korelasyona göre özellik seçimi

Özellik seçimi süreci, modelin daha keskin ve doğru tahminler yapabilmesi için veri setinde yer alan özelliklerin dikkatlice seçilmesini sağlar. Bu şekilde, modelin gereksiz veya etkisiz özelliklerden gürültü alması önlenir ve tahminleme performansı artırılır.

Özellik seçiminde; Python'da "özellik önemi" (feature importance) kullanılarak ve korelasyona göre manuel olarak yapılan özellik seçim yöntemleri değerlendirilmiştir. RFR modeli için Senaryo 1'de yapılan uygulamada "özellik önemi" yöntemi, 20 adet özelliği önem derecesine göre sıralamıştır. En üst sıradaki 3 özellik seçilip model çalıştırıldığında MSE değeri 0,3876 olarak elde edilmiştir. Aynı model ve senaryo için özelliklerin kesici takım aşınması ile korelasyonlarına bakılarak yapılan manuel seçimde yer alan özellikler ile model çalıştırılmış ve MSE değerinin 0,0627 olduğu görülmüştür. "Özellik önemi" yöntemi %518 daha kötü sonuç verdiğinden dolayı çalışmada kullanılmamıştır.

Çalışmada, tüm senaryolar için kesici takımın aşınması ile özellikler arasındaki korelasyon incelenmiş ve bu bilgi doğrultusunda uygun olan özellikler modellerde kullanılmak üzere seçilmiştir. Veri setinde yer alan özelliklerin, kesici takımın aşınma sürecini tahminleme yeteneğine etkisi göz önüne alınarak, analizler yapılmıştır. Özellikle yüksek korelasyona sahip olan ve tahminleme performansını artırabilecek özellikler belirlenmiştir. Örnek olarak 3 numaralı kesici takıma ait korelasyon değerleri Şekil 3.4.'te

ısı haritası ile görselleştirilmiştir. Veri gizliliği sebebiyle gerçek ismi yerine özellik numarasıyla belirtilen özellikler: akımın kontrol ölçüm hatası, akım, enkoder (motorun dönüş hızını algılayıp sayısal verilere dönüştüren sensör) pozisyonu, iş mili motoru ilerlemesi, motorun tükettiği güç, motorun torku, iş mili motoru hızıdır. Bu özelliklerin farklı eksendeki değerlerinin ayrı numaralandırılmasıyla oluşan toplam 20 adet özellik bulunmaktadır.



Şekil 3.4. 3 numaralı takıma ait özelliklerin takım aşınması ile korelasyon ısı haritası

3.3.3. Aykırı veri kontrolü

Z-score yöntemi kullanılarak aykırı verilerin tespit edilmesi için bir analiz yapılmıştır. Z-score mutlak değeri 3 ten büyük olan veriler aykırı olarak değerlendirilmiştir. Senaryo 3'te, RFR modeli, 50 pencere büyüklüğünde yapılan denemede 75 adet satır aykırı olarak işaretlemiştir. Bu aykırı veriler çıkarılıp model çalıştırıldığında MSE değeri 0,0074 olarak elde edilmiştir. Aykırı verilerin çıkarılması ile birlikte, önceki MSE değerine göre model performansının %80 kötüleştiği gözlemlenmiştir. Bu durum, aykırı verilerin çıkarılmasının modelin genelleme yeteneğini olumsuz yönde etkileyebileceğini ortaya koymuştur.

Bu gözlem üzerine, aykırı veri çıkarma işleminin, kesici takım aşınmasının artış seviyesini doğru şekilde tahminlemede olumsuz bir etkiye sahip olabileceği varsayımıyla aykırı veriler çıkarılmadan çalışmaya devam edilmesi kararı alınmıştır. Bu kararın temelinde, aykırı verilerin, kesici takımın farklı aşamalarının tahminlenmesinde önemli bilgiler içerebileceği ve bu bilgilerin dikkate alınması gerektiği düşüncesi yatmaktadır.

3.3.4. Veri normalizasyonu

Veri normalizasyonu için makine öğrenmesi modellerinde sıklıkla kullanılan Min-Maks ölçeklendirme yöntemi seçilmiştir. Bu yöntem, veri setindeki özellik değerlerini belirli bir aralığa ölçeklendirerek veri setinin daha istikrarlı ve etkili bir şekilde işlenmesini sağlamaktadır. Min-Maks ölçekleme, tüm özellik değerlerini belirli bir aralığa ölçeklendirerek, farklı özelliklerin etkilerini dengelemeye yardımcı olur. Algoritmaların doğru çalışması için özelliklerin benzer ölçeklerde olması önemlidir. Min-Maks ölçekleme, algoritmaların performansını artırabilir.

Min-Maks değerleri [1, 3] olarak tercih edilmiştir. Senaryo 3'te RFR modeli, 50 pencere büyüklüğünde yapılan denemede Min-Maks değeri [1,5] olarak alındığında MSE değeri 0,0164 olarak elde edilmiştir. [1, 3] olarak denemede elde edilen MSE değeri (0,0041) %75 daha iyi sonuç verdiği için [1, 3] aralığı seçilmiştir.

Uygulamada denetimsiz öğrenme yapılacağı için test veri seti ölçeklendirme yapılırken eğitim veri setine ait minimum ve maksimum değerler kullanılmıştır. Eşitlik (3.2)'de ölçeklendirme için kullanılan formül yer almaktadır.

$$X_{\text{ölçek}} = S_{min} + \frac{(X - X_{min}) * (S_{maks} - S_{min})}{(X_{maks} - X_{min})} \tag{3.2}$$

$X_{\text{ölçek}}$: Özelliğin ölçeklendirilmiş değeri

X: Özelliğin orijinal değeri

X_{min}: Özelliğin minimum değeri (test veri seti için eğitim veri setinin değeri)

X_{maks}: Özelliğin maksimum değeri (test veri seti için eğitim veri setinin değeri)

S_{min}: İlgili özellik için alt sınır değeri

S_{maks}: İlgili özellik için üst sınır değeri

3.3.5. Verinin pencerelere bölünmesi

Bu çalışmada, kesici takım aşınmasını tahminlemek için kullanılan veri seti pencerelere bölünmüştür. Veri pencerelere bölme işlemi, verinin belirli sayıda örnek içeren segmentlere ayrılması sürecidir. Bu işlem, veri setinin daha küçük ve yönetilebilir parçalara ayrılmasını sağlar, bu da modelin daha hızlı ve verimli bir şekilde eğitilmesine katkıda bulunur. Ayrıca bu çalışma özelinde, veri seti oluşturulurken kullanılan varsayımların olumsuz etkisini azaltmaya yardımcı olur. Pencerelerin kendi içinde karakteristiği korunurken, veri tutarsızlığından kaynaklı olabilecek hatalar engellenmiş olur.

Bu çalışmada kullanılan pencereleme yöntemi, verilerin sırası bozulmadan, belirlenen pencere büyüklüğünde özelliklerin ortalama değerini, takım aşınmasının ise maksimum değerini içerecek şekilde tasarlanmıştır. Tahminlemede güvenli tarafta kalmak için takım aşınmasının maksimum değeri tercih edilmiştir.

Veri pencerelere bölünerek, kesici takım aşınmasının zaman içindeki dinamiklerini daha iyi anlamak ve tahmin performansını optimize etmek amaçlanmıştır.

3.4. Modellerin Çalıştırılması

Model seçimi için LR, LASSO, EN, HR, MLP, GBR ve RFR gibi farklı makine öğrenmesi modelleri değerlendirilmiştir. Yapılan denemelerde en iyi sonuçları GBR ve RFR vermiştir. Bu 2 model çalışma kapsamına alınmış, çalışmayı genişletmek için benzer modellerin araştırılması sonucunda XGB ve ABR modelleri de çalışmaya dahil edilmiştir. Her bir model, eğitim veri seti üzerinde eğitilmiş ve hiper parametre optimizasyonu yapılmıştır. Her bir modelin performansı kritik bir şekilde değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Modellerin başarı metriği olarak MSE değeri kullanılmıştır.

Doğrulama verisi, bir makine öğrenmesi modelinin eğitim sürecinde kullanılan veri setinden ayrılan ve modelin performansını değerlendirmek için kullanılan bir alt kümedir. Genellikle, model eğitim veri seti üzerinde eğitildikten sonra, modelin genelleme yeteneğini test etmek amacıyla ayrılan bir veri setidir. Bu çalışma kapsamında ayrı bir doğrulama veri seti kullanılmamış, test veri seti doğrulama olarak da değerlendirilmiştir. Eğitim veri seti ve test veri seti büyüklükleri aşağıdaki gibi belirlenmiştir.

Senaryo 1 ve Senaryo 2 için; birleştirilmiş veri çerçevesi, eğitim veri seti olarak, 3. takıma ait verilerin ise tamamı test veri seti olarak kullanılmıştır.

Senaryo 3 için; 2. takıma ait verilerin sırası değiştirilmeden ilk %90'ı eğitim veri seti olarak, son %10'luk kısım ise test veri seti olarak kullanılmıştır.

3.5. Hiper Parametre Optimizasyonu

Kesici takım aşınmasının tahmin edilmesi için kullanılan makine öğrenmesi modellerinin performansını artırmak amacıyla hiper parametrelerin değerleri belirlenmiştir. Hiper parametre ayarlaması, modellerin güçlü olmasında önemli bir rol oynar.(Korkmaz vd., 2023). Optimum hiper parametre değerlerinin kullanımı, modelin eğitim verilerine daha iyi uyum sağlamasını ve genelleme yeteneğini geliştirmesini sağlamaktadır. Hiper parametre optimizasyonu, modelin eğitim verilerine aşırı uyum sağlamasını engelleyebilir. Bu, modelin yeni ve görülmemiş verilere karşı daha iyi performans göstermesine yardımcı olmaktadır. Literatür taraması başlığında incelenen 28 çalışmanın %50'sinde hiper parametre optimizasyonu yapılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan modellerin hiper parametre isimleri, bunların varsayılan değerleri, hiper parametrelerin alabileceği değerler için bir arama kümesi ve hiper parametre açıklamaları Çizelge 3.2.'de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Hiper parametre bilgileri

Model	*Hiper Parametre*	*Varsayılan*	*Arama Kümesi*	*Açıklama*
RFR	Tahminci Sayısı	100	[50, 100, 200]	Ormandaki ağaç sayısı
RFR	Minimum Örnek Bölme Sayısı	2	[2, 5, 10]	Dahili bir düğümü bölmek için gereken minimum örnek sayısı
RFR	Minimum Yaprak Örnek Sayısı	1	[1, 2, 3]	Bir yaprak düğümde olması gereken minimum örnek sayısı.
GBR	Tahminci Sayısı	100	[50, 100, 200]	Gerçekleştirilecek güçlendirme aşamalarının sayısı.
GBR	Öğrenme Hızı	0.1	[0.01, 0.1, 1]	Her yükseltme yinelemesinde her sınıflandırıcıya uygulanan ağırlık.
GBR	Maksimum Derinlik	3	[3, 5, 7]	Bir ağacın maksimum derinliği.
XGB	Tahminci Sayısı	100	[50, 100, 200]	Gerçekleştirilecek güçlendirme aşamalarının sayısı.
XGB	Öğrenme Hızı	0.3	[0.01, 0.3, 1]	Her yükseltme yinelemesinde her sınıflandırıcıya uygulanan ağırlık.
XGB	Maksimum Derinlik	6	[3, 6, 7]	Bir ağacın maksimum derinliği.
ABR	Tahminci Sayısı	50	[10, 15, 50]	Yükseltmenin sonlandırıldığı maksimum tahminci sayısı
ABR	Öğrenme Hızı	1.0	[0.001, 0.01, 0.1]	Her yükseltme yinelemesinde her sınıflandırıcıya uygulanan ağırlık.
ABR	Kayıp Fonksiyonu	doğrusal	['doğrusal', 'kare', 'üstel']	Her artırma yinelemesinden sonra ağırlıklar güncellenirken kullanılacak kayıp işlevi.

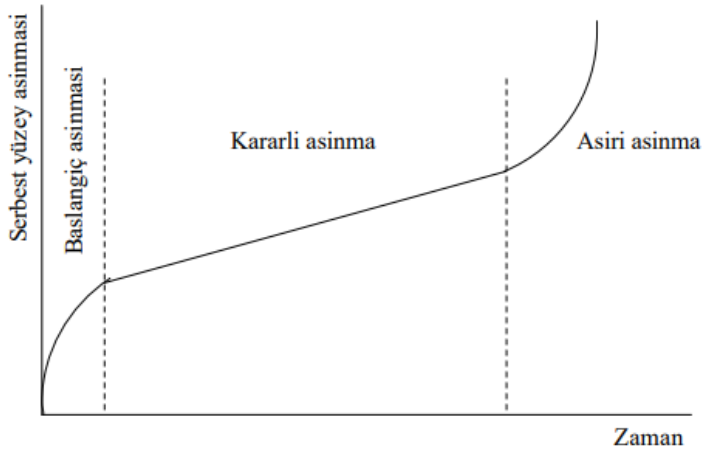
Bu çalışmada, en iyi hiper parametre değerlerini belirlemek için “grid arama” yöntemi kullanılmıştır. Makine öğrenmesi modelleri ve veri analizleri, Python programlama dili ve ilgili kütüphaneler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Yöntem, en iyi parametreleri MSE değerine göre seçecek şekilde optimize edilmiştir.

Hiper parametre optimizasyonu sonucunda, bazı modellerin performansı belirgin şekilde iyileşmiştir. Modellerin MSE metrikleri üzerinden yapılan değerlendirmelerde, en iyi hiper parametre kombinasyonları ile elde edilen sonuçların, varsayılan parametrelerle elde edilen sonuçlara göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Bu iyileştirmeler, kesici takım aşınmasının daha doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin edilmesine olanak tanımıştır. Hiper parametre optimizasyonu, modellerin genel performansını artırarak, işletmelerin üretim süreçlerini daha verimli ve maliyet etkin bir şekilde yönetmelerine katkı sağlamıştır.

3.6. Kesici Takım Aşınmasının Evrelere Bölünmesi

Literatüre bakıldığında, kesici takım aşınması, çeşitli evrelerden geçen bir süreçtir ve her evrede takımın performansı ve işleme kalitesi farklıdır. Dolayısıyla, her aşama için tek bir modelin kullanılması, bu evrelere özgü özellikleri ve değişiklikleri yeterince yakalayamayabilir. Bu nedenle, makine öğrenmesi modellerinin, kesici takımın farklı evrelerini daha iyi tahmin edebileceği öngörülerek denemeler yapılmıştır. Bu çoklu model yaklaşımı, kesici takımın her bir evresinin daha hassas bir şekilde tahmin edilmesini sağlar ve işletmelere daha doğru ve zamanında müdahale imkanı verir. Chehrehzad vd. (2024); Wang ve Shen (2024); Li vd. (2023) çalışmalarında kesici takımın evrelere ayrılmasına yer vermişlerdir. Evrelerin kendi içinde karakteristikleri benzerdir ve bu çalışmada kullanılan veri seti de dahil olmak üzere aşınma grafikleri benzer yapıya sahiptir. Örnek evreler Şekil 3.5.'te gösterilmiştir. (Özdemir ve Erten, 2003)



Şekil 3.5. Kesici takım aşınma evrelerine örnek: serbest yüzey aşınmasının zamana bağlı olarak gelişimi

Senaryo 1 ve Senaryo 2 için kesici takım aşınması evrelere bölünerek her evre için en iyi model seçilmiştir. Evreler, takım aşınmasının ölçeklendirilmiş değeri aşağıdaki gibi bölünerek belirlenmiştir.

Senaryo 1 için;

- [1-1,7) aralığı Evre 1
- [1,7-2) aralığı Evre 2
- [2-3] aralığı Evre 3

Senaryo 2 için;

- [1-1,75) aralığı Evre 1
- [1,75-2,13) aralığı Evre 2
- [2,13-3] aralığı Evre 3

Senaryo 3'te tahminlenen veri, bir takımın tüm ömrünü kapsamamaktadır. Bir takımın ömrünün son %10 luk kısmı tahminlenmektedir. Bu nedenle bu senaryo için evre çalışması yapılamamıştır.

3.7. Verinin Orijinal Haline Döndürülmesi

Tüm senaryoların sonunda optimum çözümü içeren sonuçlar için ölçeklendirilmiş veri orijinal veriye geri döndürülmüştür. Ölçeklendirirken kullanılan formülün tersi olan formül Eşitlik (3.3) kullanılmıştır.

$$X = X_{min} + \frac{\left(X_{\text{ölçek}} - S_{min}\right) * (X_{maks} - X_{min})}{(S_{maks} - S_{min})} \tag{3.3}$$

$X_{\text{ölçek}}$: Özelliğin ölçeklendirilmiş değeri

X : Özelliğin orijinal değeri

X_{min}: Özelliğin minimum değeri (test veri seti için eğitim veri setinin değeri)

X_{maks}: Özelliğin maksimum değeri (test veri seti için eğitim veri setinin değeri)

S_{min}: İlgili özellik için alt sınır değeri

S_{maks}: İlgili özellik için üst sınır değeri

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, kesici takım aşınmasının tahminlenmesi üzerine gerçekleştirilen çalışmanın detaylı analiz ve değerlendirmeleri ele alınmaktadır. Veri ön işleme (korelasyona göre özellik seçimi, veri normalizasyonu ve verilerin pencerelere bölünmesi), modellerde iyileştirme yapılması, kesici takım aşınmasının evrelere bölünmesi ve verinin orijinal haline geri döndürülmesi analiz edilmiş, her başlıkta sonuçlar verilmiş ve yorumlanmıştır. Tartışma kısmında oluşturulan senaryoların performans karşılaştırması yapılmış ve hangi senaryonun en iyi sonuçları verdiği değerlendirilmiştir. Son olarak, modellerin süre performansları ile ilgili bir bilgi eklenmiştir.

4.1. Veri Ön İşleme Analizi

Materyal ve yöntem bölümünde bahsedilen korelasyon analizi sonucunda, modellerde kullanılmak üzere uygun olan özellikler belirlenmiş ve korelasyonu zayıf veya anlamsız olanlar ayıklanmıştır. Tüm özelliklerin takım aşınmasına göre korelasyonlarının verildiği Çizelge 4.1., Çizelge 4.2. ve Çizelge 4.3.'te;

P: Pozitif korelasyonu
N: Negatif korelasyonu
X: Korelasyon olmadığını göstermektedir.

F1, F2, F3, F4, F5 kolonları, kesici takımın verisinde ilgili özelliğin takım aşınması ile korelasyon durumunu göstermektedir. Eğitim Veri Seti kolonu, senaryoda seçilen kesici takımların verisinin birleştirilmesi ile oluşan veri setindeki ilgili özelliğin, yine bu veri setindeki kesici takım aşınması ile koralasyon durumunu göstermektedir. Korelasyon kolonunda Eğitim Veri Seti'nin korelasyon değeri yer almaktadır. Korelasyonun mutlak değeri Senaryo 1 ve Senaryo 2 için 0,25'ten, Senaryo 3 için 0,60'tan büyük olan özellikler seçilmiştir. Modelde kullanılmasına karar verilen özelliklerin satırları ***koyu italik*** olarak işaretlenmiştir.

Çizelge 4.1. Senaryo 1 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi

Senaryo 1								
Özellik	*F1*	*F2*	*F3*	*F4*	*F5*	*Eğitim Veri Seti*	*Korelasyon*	*Sonuç*
Özellik1	***N***	***N***	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,25***	***P***
Özellik2	X	X	X	X	X	X	X	*X*
Özellik3	N	N	P	P	P	P	0,16	*X*
Özellik4	X	X	X	X	X	X	X	*X*
Özellik5	X	X	X	X	N	N	0,16	*X*
Özellik6	X	N	X	P	P	P	0,17	*X*
Özellik7	P	P	N	N	N	N	0,13	*X*
Özellik8	P	P	X	N	N	N	0,24	*X*
Özellik9	***N***	***N***	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,34***	***P***
Özellik10	X	X	X	X	X	X	X	*X*
Özellik11	***N***	***N***	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,34***	***P***
Özellik12	X	X	X	X	X	X	X	*X*
Özellik13	N	N	N	N	N	N	0,15	*X*
Özellik14	X	X	X	X	N	N	0,16	*X*
Özellik15	N	N	X	P	P	P	0,17	*X*
Özellik16	P	P	N	N	N	N	0,13	*X*
Özellik17	P	P	X	N	N	N	0,24	*X*
Özellik18	***N***	***N***	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,25***	***P***
Özellik19	X	X	X	X	X	X	X	*X*
Özellik20	***N***	***N***	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,25***	***P***

Çizelge 4.2. Senaryo 2 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi

	Senaryo 2					
Özellik	*F3*	*F4*	*F5*	*Eğitim Veri Seti*	*Korelasyon*	*Sonuç*
Özellik1	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,31***	***P***
Özellik2	X	X	X	X	X	*X*
Özellik3	P	P	P	P	0,20	*X*
Özellik4	X	X	X	X	X	*X*
Özellik5	X	X	N	N	0,19	*X*
Özellik6	X	P	P	P	0,23	*X*
Özellik7	N	N	N	N	0,18	*X*
Özellik8	X	N	N	N	0,31	*X*
Özellik9	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,42***	***P***
Özellik10	X	X	X	X	X	*X*
Özellik11	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,42***	***P***
Özellik12	X	X	X	X	X	*X*
Özellik13	N	N	N	N	0,17	*X*
Özellik14	X	X	N	N	0,19	*X*
Özellik15	X	P	P	P	0,23	*X*
Özellik16	N	N	N	N	0,18	*X*
Özellik17	X	N	N	N	0,31	*X*
Özellik18	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,31***	***P***
Özellik19	X	X	X	X	X	*X*
Özellik20	***P***	***P***	***P***	***P***	***0,31***	***P***

Çizelge 4.3. Senaryo 3 için özellik korelasyon bilgileri ve seçimi

Senaryo 3		
Özellik	*Korelasyon*	*Sonuç*
Özellik1	***-0,7***	***N***
Özellik2	0,1	*X*
Özellik3	***-0,77***	***N***
Özellik4	0,023	*X*
Özellik5	-0,012	*X*
Özellik6	-0,55	*X*
Özellik7	***0,65***	***P***
Özellik8	0,5	*X*
Özellik9	***-0,79***	***N***
Özellik10	-0,11	*X*
Özellik11	***-0,68***	***N***
Özellik12	-0,023	*X*
Özellik13	-0,34	*X*
Özellik14	-0,012	*X*
Özellik15	-0,55	*X*
Özellik16	***0,65***	***P***
Özellik17	0,5	*X*
Özellik18	***-0,79***	***N***
Özellik19	-0,015	*X*
Özellik20	***-0,79***	***N***

Veri normalizasyonu adımı, materyal ve yöntem bölümünde detayları belirtilen şekilde Min-Maks ölçekleme yöntemi ile tüm veri çerçeveleri için gerçekleştirilmiştir. Veri ön işleme kapsamında yapılan çalışmaların veri çerçevesi bilgileri 2 numaralı kesici takım örneği üzerinden Çizelge 4.4.'te gösterilmiştir. Diğer takımlarda ve senaryo gereği olarak takımların verilerinin birleştirildiği veri çerçevelerinde de tablodaki işlemlerin aynıları yinelenmiştir.

Çizelge 4.4. 2 numaralı takım için veri çerçevesi bilgileri

Veri Çerçevesi Adı	*Açıklama*	*Satır Sayısı*	*Sütun Sayısı*
F2	2 numaralı kesici takıma ait ham veri	1.386.160	34
df2	F2'de anlamsız kolonların ve boş veri içeren satırların silinmiş hali	1.386.051	21
df2_finish5	df2'in sadece finish5 operasyonlarını içeren hali	88.039	21
df2_finish5_d	df2_finish5'te korelasyona göre uygun olmayan kolonların silinmiş hali	88.039	9
df2_finish5_s	df2_finish5_d 'de Min-Maks [1, 3] ölçeklendirme yöntemi ile veri normalizasyonu	88.039	9

4.2. Verilerin Pencerelere Bölünmesi

Verilerin pencerelere bölünmesi adımında, verilerin sırası bozulmadan, belirlenen pencere büyüklüğünde özelliklerin ortalama değerini, takım aşınmasının ise maksimum değerini içerecek şekilde pencereler oluşturulmuştur.

Pencere büyüklüğünü belirlemek amacıyla Senaryo 3 için 200, 150, 100 ve 50 olarak 4 pencere büyüklüğü denenmiş, her modelin farklı pencere büyüklüklerinde en iyi MSE değerini verdiği görülmüştür. Çizelge 4.5.'te her modelin en iyi sonucu veren pencere büyüklüklerinin MSE değerleri ***koyu italik*** olarak işaretlenmiştir. MSE değerleri arasında dikkate değer bir fark olmadığından, veri bütünlüğü adına Senaryo 3'ün tüm denemeleri 50 pencere büyüklüğünde gerçekleştirilmiştir. Veri büyüklüklerine göre modellerin yanıt verme süresi dikkate alındığında Senaryo 1 ve Senaryo 2 için pencere 200 kullanılmıştır.

Çizelge 4.5. Senaryo 3 için pencere büyüklüğü MSE performans sonuçları

Model	*Pencere 200*	*Pencere 150*	*Pencere 100*	*Pencere 50*
RFR	0,0061	0,0059	0,0050	***0,0041***
GBR	0,0149	0,0079	***0,0070***	0,0071
XGB	0,0203	0,0090	0,0216	***0,0072***
ABR	0,0047	***0,0045***	0,0051	0,0052

Senaryo 3 için farklı pencere büyüklüklerinde modellerin nasıl sonuç verdikleri incelenmiş, en iyi performansı RFR'nin 50 pencere büyüklüğünde (MSE= 0,0041), GBR'nin

100 pencere büyüklüğünde (MSE= 0,0070), XGB'nin 50 pencere büyüklüğünde (MSE= 0,0072), ABR'nin 150 pencere büyüklüğünde (MSE= 0,0045) verdiği tespit edilmiştir.

4.3. Hiper Parametre Optimizasyonu

İyileştirme öncesinde varsayılan parametre değerleri ile modeller çalıştırılmış ve MSE değerleri kaydedilmiştir. Sonrasında, grid arama yöntemi ile en iyi parametre değerleri belirlenmiştir.

Senaryo 1'in 200 pencere büyüklüğü için en iyi parametreleri:

- RFR; Tahminci Sayısı: 100, Minimum Örnek Bölme Sayısı: 2, Minimum Yaprak Örnek Sayısı: 1
- GBR; Tahminci Sayısı: 200, Öğrenme Hızı: 0.01, Maksimum Derinlik: 7
- XGB; Tahminci Sayısı: 200, Öğrenme Hızı: 0.01, Maksimum Derinlik: 7
- ABR; Tahminci Sayısı: 50, Öğrenme Hızı: 0.1, Kayıp Fonksiyonu: kare

Senaryo 2'nin 200 pencere büyüklüğü için en iyi parametreleri:

- RFR; Tahminci Sayısı: 50, Minimum Örnek Bölme Sayısı: 2, Minimum Yaprak Örnek Sayısı: 1
- GBR; Tahminci Sayısı: 100, Öğrenme Hızı: 0.01, Maksimum Derinlik: 7
- XGB; Tahminci Sayısı: 50, Öğrenme Hızı: 0.01, Maksimum Derinlik: 3
- ABR; Tahminci Sayısı: 10, Öğrenme Hızı: 0.001, Kayıp Fonksiyonu: doğrusal

Senaryo 3'ün 50 pencere büyüklüğü için en iyi parametreleri:

- RFR; Tahminci Sayısı: 100, Minimum Örnek Bölme Sayısı: 5, Minimum Yaprak Örnek Sayısı: 1
- GBR; Tahminci Sayısı: 200, Öğrenme Hızı: 0.1, Maksimum Derinlik: 7
- XGB; Tahminci Sayısı: 50, Öğrenme Hızı: 0.3, Maksimum Derinlik: 6
- ABR; Tahminci Sayısı: 50, Öğrenme Hızı: 0.001, Kayıp Fonksiyonu: doğrusal

En iyi parametre değerleri ile modeller tekrar çalıştırılmış ve iyileştirme sonrası MSE değerleri kaydedilmiştir. Senaryolar için modellerin iyileştirme sonrası MSE değerlerinin varsayılan parametre MSE değerlerine göre iyileşme yüzdeleri Çizelge 4.6. , Çizelge 4.7. ve Çizelge 4.8.'de verilmiştir. Senaryo 3 için iyileşmeler 4 farklı pencere büyüklüğü için denenmiştir. Her modelin iyileşme sonrası en düşük MSE değerleri Çizelge 4.8.'de ***koyu italik*** olarak işaretlenmiştir. Modellerin en iyi performans gösterdiği pencere büyüklükleri farklı olmasına rağmen, bir önceki başlıkta da belirtildiği gibi veri bütünlüğü adına Senaryo 3 için tüm denemeleri 50 pencere büyüklüğünde gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 4.6. Senaryo 1 için model iyileşme özeti

Senaryo 1			
Model	*Pencere 200*		
	Varsayılan Parametre MSE	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*
RFR	0,0627	0,0627	%0
GBR	0,0733	0,0614	%16
XGB	0,2539	0,0669	%74
ABR	0,0926	0,0684	%26

Çizelge 4.7. Senaryo 2 için model iyileşme özeti

Senaryo 2			
Model	*Pencere 200*		
	Varsayılan Parametre MSE	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*
RFR	0,1124	0,1032	%8
GBR	0,1116	0,0908	%19
XGB	0,7763	0,1030	%87
ABR	0,1551	0,1409	%9

Çizelge 4.8. Senaryo 3 için model iyileşme özeti

Senaryo 3						
Model	*Pencere 200*			*Pencere 150*		
	Varsayılan Parametre MSE	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*	*Varsayılan Parametre MSE*	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*
RFR	0,0078	0,0061	%21	0,0071	0,0059	%17
GBR	0,0296	0,0149	%50	0,0161	0,0079	%51
XGB	0,0207	0,0203	%2	0,0102	0,0090	%12
ABR	0,0055	0,0047	%15	0,0204	***0,0045***	%78
Model	*Pencere 100*			*Pencere 50*		
	Varsayılan Parametre MSE	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*	*Varsayılan Parametre MSE*	*İyileştirme Sonrası MSE*	*İyileşme*
RFR	0,0050	0,0050	%0	0,0041	***0,0041***	%0
GBR	0,0224	***0,0070***	%69	0,0154	0,0071	%54
XGB	0,0250	0,0216	%14	0,0108	***0,0072***	%33
ABR	0,0057	0,0051	%11	0,0058	0,0052	%11

Hiper parametre optimizasyonu ile varsayılan parametrelere göre en fazla MSE değeri iyileşme oranı Senaryo 1 için %74, Senaryo 2 için %87 ile XGB modelinde, Senaryo 3 için 150 pencere büyüklüğünde %78 ile ABR modelinde gerçekleşmiştir.

4.4. Kesici Takım Aşınmasının Evrelere Bölünmesi

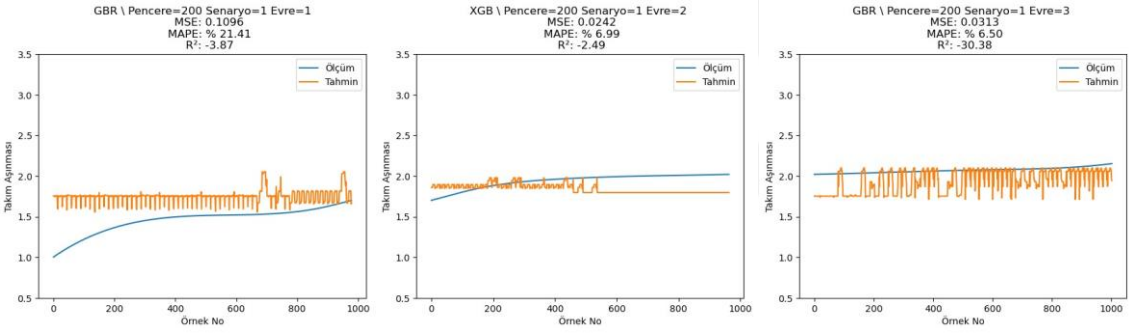
Senaryo 1 ve Senaryo 2 verileri, materyal ve yöntem başlığının altıntaki kesici takım aşınmasının evrelere bölünmesi alt başlığında belitrilen şekilde evrelere bölünmüştür. Aynı başlıkta belirtildiği üzere Senaryo 3 evre çalışması için uygun değildir.

Senaryolarda kullanılan modellerin farklı evrelerde verdikleri MSE değerleri Çizelge 4.9. ve Çizelge 4.10.'da özetlenmiştir. Her evre için en iyi sonuçlar ***koyu italik*** işaretlenmişir. En iyi sonuçlara ait grafikler Şekil 4.1. ve Şekil 4.2.'de verilmiştir. Grafikler ölçeklenmiş veriler ile oluşmuştur ve dikey eksende takım aşınması, yatay eksende örnek numaraları yer almaktadır. Örnek numaraları çalışmanın tamamında sırası bozulmadan kullanılmıştır. Grafiklerde, gerçekleşen ölçüm değerleri modelin tahminlediği değerler yer

almaktadır. Grafiklerin başlığında kullanılan model, pencere, senaryo ve evre bilgileri ve MSE değeri yer almaktadır.

Çizelge 4.9. Senaryo 1 için modellerin evre performansları

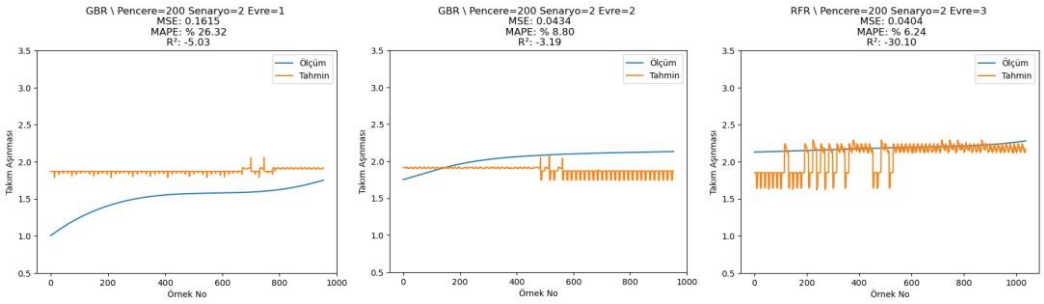
Senaryo 1			
Model	*Pencere 200*		
	Evre 1 MSE	*Evre 2 MSE*	*Evre 3 MSE*
RFR	0,1147	0,0323	0,0412
GBR	***0,1096***	0,0437	***0,0313***
XGB	0,1433	***0,0242***	0,0332
ABR	0,1409	0,0273	0,0372



Şekil 4.1. Senaryo 1 için evrelerin en iyi sonuç grafikleri

Çizelge 4.10. Senaryo 2 için modellerin evre performansları

Senaryo 2			
Model	*Pencere 200*		
	Evre 1 MSE	*Evre 2 MSE*	*Evre 3 MSE*
RFR	0,1945	0,0800	***0,0404***
GBR	***0,1615***	***0,0434***	0,0692
XGB	0,1689	0,0515	0,0898
ABR	0,2676	0,1180	0,0456



Şekil 4.2. Senaryo 2 için evrelerin en iyi sonuç grafikleri

Senaryo 1 için sonuçlar:

- Evre 1'de en iyi GBR (MSE= 0,1096)
- Evre 2'de en iyi XGB (MSE= 0,0242)
- Evre 3'te en iyi GBR (MSE= 0,0313)

Senaryo 2 için sonuçlar:

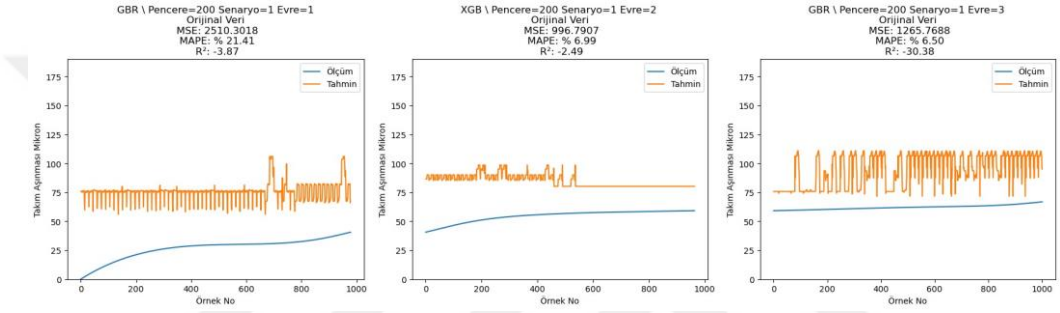
- Evre 1'de en iyi GBR (MSE= 0,1615)
- Evre 2'de en iyi GBR (MSE= 0,0434)
- Evre 3'te en iyi RBR (MSE= 0,0404)

Her evrenin karakteristiği farklı olduğundan dolayı evreleri en iyi tahminleyen modellerin farklı olabileceği kanıtlanmıştır. Sonuç grafiklerine bakıldığında ilk evrenin başında modellerin başarısının düşük olduğu görülmektedir. Bu durum, özelliklerin korelasyon değerlerinin düşük olmasından kaynaklanmaktadır. Kesici takım aşınmasının tahminlenmesi probleminde en kritik nokta aşınmanın en sonda geleceği değerin doğru tahminlenmesidir. Grafiklerde de göründüğü üzere modellerin sonlarda gerçekleşen ölçüme yakın tahmin vermesi, modellerin başarılı olduğunu göstermektedir.

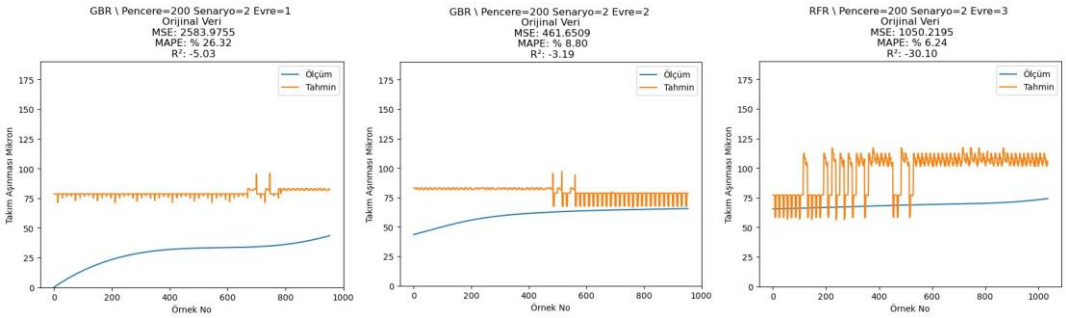
4.5. Verinin Orijinal Haline Döndürülmesi

Evrelerin ölçeklendirilmiş veri ile en iyi sonuç grafikleri bir önceki başlıkta verilmiştir. Bu kısımda, materyal ve yöntem başlığının altında yer alan verinin orijinal haline döndürülmesinde verilen eşitlik kullanılarak gerçek değerler elde edilmiştir. Her senaryo için

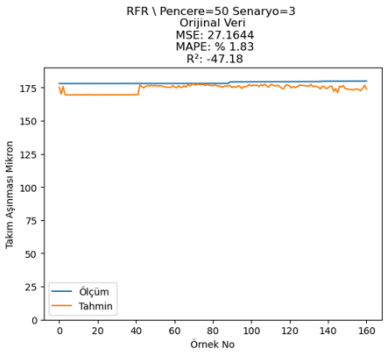
bu değerleri içeren grafikler Şekil 4.3., Şekil 4.4. ve Şekil 4.5.'te verilmiştir. Grafikler orijinal veriler ile oluşmuştur ve dikey eksende takım aşınması, yatay eksende örnek numaraları yer almaktadır. Gerçekleşen ölçüm değerlerinin ve modelin tahminlediği değerlerin grafiklerinden oluşmaktadır. Grafiklerin başlığında kullanılan model, pencere, senaryo ve evre bilgileri, MSE değeri ve verilerin orijinal olduğunu belirten ifade yer almaktadır. Model isimleri Python'da kullanılan haliyle yer almaktadır. Ölçeklendirilmiş veri ve gerçek veri ile oluşturulan grafikler karşılaştırıldığında benzer yapıya sahip oldukları gözlemlenmiştir.



Şekil 4.3. Senaryo 1 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafikleri



Şekil 4.4. Senaryo 2 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafikleri



Şekil 4.5. Senaryo 3 için gerçek değerler ile en iyi sonuç grafiği

4.6. Tartışma

Senaryo 1'de elde edilen minimum MSE değeri 0,0242 , Senaryo 2'de 0,0404 , Senaryo 3'te ise 0,0041 olmuştur. Senaryo 3'te model başarısının en yüksek olmasının sebebi, aynı takımın verisinin eğitim ve test olarak bölünmesi sebebiyle özelliklerin takım aşınması ile korelasyonun yüksek olması olarak belirtilebilir. Senaryo 2'de Senaryo 1'e göre sonucun daha iyi olacağı düşüncesi ile daha benzer özellikteki takımlar seçilmiştir. Buna rağmen sonuç daha kötü gerçekleşmiştir. Bu durumun sebebi ise daha büyük ve daha kapsayıcı bir veriyle öğrenen modelin farklı değişkenleri de öğrenmesi ve test datasında karşılaştığı farklılıkları daha iyi tahminlemesidir.

Çalışma kapsamında modellerin yanıt verme sürelerine odaklanılmamasına rağmen modeller çalıştırılırken XGB'nin önemli oranda hızlı sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Senaryo 1'de RFR modeli 15 saniyede yanıt vererek en uzun sürede yanıt veren model olurken, aynı veri ile XGB 1 saniyeden daha az sürede yanıt vermektedir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, otomotiv sektöründe talaşlı imalat yapan CNC makinelerinde kesici takım aşınmasının tahmin edilmesi için makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. RFR, GBR, XGB, ABR algoritmaları değerlendirilmiş ve hiper parametre optimizasyonu yapılmıştır.

Veri Kullanımı ve Özellikler. Çalışmada kullanılan veriler, üretim ortamını taklit eden deney merkezinde toplanmıştır. Özelliklerin kesici takım aşınması ile korelasyonu analiz edilmiş ve uygun olanlar modellerde kullanılmıştır.

Aykırı Veriler. Z-score yöntemi ile aykırı veriler tespit edilmiş, ancak aykırı verilerin çıkarılmasının model performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Aykırı veriler çıkarılmadan modelleme süreci devam ettirilmiştir.

Veri Ölçekleme ve verilerin pencerelere bölünmesi. Min-Maks ölçekleme yöntemi ile tüm özellik değerlerini belirli bir aralığa ölçeklendirilmiştir. Algoritmaların doğru çalışması için özelliklerin benzer ölçeklerde olması gerekmektedir. Min-Maks ölçekleme, algoritmaların performansını artırmaktadır.

Verilerin Pencerelere Bölünmesi. Verilerin sırası bozulmadan, belirlenen pencere büyüklüğünde özelliklerin ortalama değerini, takım aşınmasının ise maksimum değerini içeren pencereleme yöntemi kullanılmıştır. Tahminlemede güvenli tarafta kalmak için takım aşınmasının maksimum değeri tercih edilmiştir. Pencerelere ayırma yöntemi sayesinde kesici takım aşınmasının zaman içindeki dinamiklerini daha iyi anlamak ve tahmin performansını optimize etmek amaçlanmıştır.

Model Performansı. Modellerin performansı, Mean Squared Error (MSE) metriği ile değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, makine öğrenmesi modellerinin kesici takım aşınmasını başarılı bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir.

Kesici Takım Evreleri. Kesici takım aşınmasının farklı evreleri dikkate alınarak modellerin performansı incelenmiştir. Bu yaklaşım, kesici takım aşınmasının daha doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin edilmesine olanak tanımıştır.

Kesici takım aşınmasının evrelere ayrılarak tahmin edilmesi, evrelere özgü özelliklerin ve değişikliklerin yakalanarak her bir evrenin daha hassas bir şekilde tahmin edilmesini sağlamaktadır ve işletmeye daha doğru ve zamanında müdahale imkanı vermektedir. Her evrenin karakteristiği farklı olduğundan dolayı evreleri en iyi tahminleyen modellerin farklı olabileceği kanıtlanmıştır.

Geliştirilen modellerin ilerleyen aşamada işletmede üretim hattında uygulanması planlanmaktadır. Tahminlerin sağladığı zamanında müdahele imkanı sayesinde, kesici takım değişim maliyetlerinde, iş parçalarının kalitesinde ve üretim süresinde %15-25 oranında iyileşme olacağı öngörülmektedir. Ayrıca, takım kullanımının optimize edilmesi ile atık miktarının %10-15 oranında azalması hedeflenmiştir. Bu sayede karbon ayak izi ve çevresel etkinin azalması sağlanacaktır.

Gelecek çalışmalar için öneriler:

1) Gerçek zamanlı veri toplama ve analiz sistemlerinin entegrasyonu, kesici takım aşınmasının daha dinamik ve anlık olarak tahmin edilmesine olanak sağlayabilir.

2) Makine öğrenmesi alanında sürekli gelişen yeni algoritmalar ve teknikler, kesici takım aşınmasının tahmininde daha yüksek doğruluk sağlayabilir. Bu nedenle, yeni algoritmaların ve derin öğrenme yaklaşımlarının da denenmesi önerilmektedir.

3) Ek veri kaynaklarının ve sensörlerin kullanımı, daha fazla değişkenin modellenmesine olanak tanıyabilir. Bu, tahmin doğruluğunu artırabilir ve kesici takım aşınmasının daha kapsamlı bir şekilde analiz edilmesini sağlayabilir.Örneğin bu çalışmada özellik olarak motor tork değeri yer almaktadır. İlave bir dinamometre cihazı ile kesme torku verisi alınırsa tahminler iyileştirilebilir.

4) Senaryo 1 ve Senaryo 2 için farklı pencere büyüklükleri bilgisayar kapasitesi nedeniyle modellerin yanıt verme süresi uzadığı için denenememiştir. Daha verimli bir ortamda denenerek model sonuçları iyileştirilebilir.

5) Takımların evrelere ayırma noktalarının belirlenmesi işlemini bir modelin gerçekleştirmesi sağlanabilir.

Bu çalışma, kesici takım aşınmasının tahmini konusunda önemli bulgular sağlamış ve makine öğrenmesi modellerinin bu alandaki potansiyelini göstermiştir. Gelecekte yapılacak araştırmalar, bu bulguları daha da ileriye taşıyarak endüstriyel uygulamalarda daha geniş kapsamlı çözümler sunabilir.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Alajmi, M., Almeshal, A. M. (2020). *Predicting the Tool Wear of a Drilling Process Using Novel Machine Learning XGBoost-SDA*. Materials 2020, 13, 4952. doi:10.33

Aldekoa, I., Olmo, A., Pinilla, L., Mouliet, S., Novoa, U., Lacalle, L. N. (2023). *Early Detection of Tool Wear in Electromechanical Broaching Machines by Monitoring Main Stroke Servomotors*. Mechanical Systems and Signal Processing 204 110773. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2023.110773

Bilgili, D., Keçibaş, G., Beşirova, G., Chehrehzad, M. R., Burun, G., Pehlivan, T., Üresin, U., Emekli, E., Lazoğlu, İ. (2023). *Tool Flank Wear Prediction Using High-Frequency Machine Data From Industrial Edge Device*. Procedia CIRP 118 483–488. DOI: 10.1016/j.procir.2023.06.083

Breiman, L. (2001). *Random Forests*. Machine Learning, 45(1), 5-32.

Chacón, J.L., Barrena, T. F., García, A., Buruaga, M. S., Badiola, X., Vicente, J. (2021). *A Novel Machine Learning-Based Methodology For Tool Wear Prediction Using Acoustic Emission Signals*. Sensors 2021, 21, 5984. https://doi.org/10.3390/s21175984

Chehrehzad, M. R., Keçibaş, G., Beşirova, G., Üresin, U., İrican, M., Lazoğlu, İ. (2024). *Tool Wear Prediction Through AI-Assisted Digital Shadow Using Industrial Edge Device*. Journal of Manufacturing Processes 113 117–130. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2024.01.052

Chen, S. & Hsu,C (2021). *Using uniform design and regression methodology of turning parameters study of nickel alloy.* The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (2021) 116:3795–3808 https://doi.org/10.1007/s00170-021-07584-4

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: A Scalable Tree Boosting System*. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 785-794). http://dx.doi.org/10.1145/2939672.2939785

Freund, Y., & Schapire, R. E. (1997). *A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting*. Journal of Computer and System Sciences, 55(1), 119-139.

Friedman, J. H. (2001). *Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine*. Annals of Statistics, 29(5), 1189-1232.

Gündüzöz, U. (2002). *Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Tornalamada Kesici Takım Aşınması Tahmini*. [Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü]. YÖK Ulusal Tez Merkezi.

Hahn, T. (2020). *End-To-End Deep Learning in Tool Wear Monitoring*. M.Sc. Thesis, Queen's University

KAYNAKLAR DİZİNİ

He, Z., Shi, T., Xuan, J., Li, T. (2021). *Research on Tool Wear Prediction Based on Temperature Signals And Deep Learning*. Wear 478-479 (2021) 203902 https://doi.org/10.1016/j.wear.2021.203902

Huang, Z., Shao, J., Guo, W., Li, W., Zhu, J., Fang, D. (2023). *Hybrid Machine Learning-Enabled Multi-Information Fusion for İndirect Measurement of Tool Flank Wear in Milling.* Measurement 206 112255. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.112255

Javanjal, V.K., Mahajan, K. A., Vijay, R., Sudhakar, G. P., Munde, K. H. (2022). *Tool Wear Prediction System Using Machine Learning Approach*. NeuroQuantology Volume 20 Issue 10 Page 12922- 12928. doi: 10.14704/nq.2022.20.10.NQ551252

Jin, F., Bao, Y., Li, B., Jin, X. (2022). *Tool Wear Prediction in Edge Trimming of Carbon Fiber Reinforced Polymer Using Machine Learning With İnstantaneous Parameters*. Journal of Manufacturing Processes 82 277–295. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.08.006

Kalkanlı, E. (2021). *Ses Sinyalleri Kullanılarak Talaşlı İmalat Prosesinde Takım Durumunun İzlenmesi*. [Yüksek Lisans Tezi, Bursa Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü]. YÖK Ulusal Tez Merkezi.

Korkmaz, M. E., Gupta, M. K., Çelik, E., Ross, N. S., Günay, M. (2024). *Tool Wear And Its Mechanism in Turning Aluminum Alloys With İmage Processing And Machine Learning Methods*. Tribology International 191 109207. https://doi.org/10.1016/j.triboint.2023.109207

Korkmaz, M. E., Gupta, M. K., Kuntoğlu, M., Patange, A. D., Ross, N. S., Yılmaz, H., Chauhan, S., Vashishtha, G. (2023). *Prediction and Classification of Tool Wear and Its State in Sustainable Machining of Bohler Steel With Different Machine Learning Models*. Measurement 223 113825. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113825

Li, C., Zhao, X., Cao, H., Li, L., Chen, X. (2023). *A Data And Knowledge-Driven Cutting Parameter Adaptive Optimization Method Considering Dynamic Tool Wear*. Robotics and Computer–Integrated Manufacturing 81 102491. https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102491

Li, W., Fu, H., Zhuo, Y., Liu, C., Jin,H. (2023). *Semi-Supervised Multi-Source Meta-Domain Generalization Method for Tool Wear State Prediction Under Varying Cutting Conditions*. Journal of Manufacturing Systems 71 323–341. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2023.09.011

Li, Y., Wang, J., Huang, Z., Gao, R. X. (2022). *Physics-Informed Meta Learning for Machining Tool Wear Prediction*. Journal of Manufacturing Systems 62 17–27.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Li, Z., Liu, X., İncecik, A., Gupta, M. K., Kr´olczyk, G. M., Gardoni, P. (2022). *A Novel Ensemble Deep Learning Model For Cutting Tool Wear Monitoring Using Audio Sensors*. Journal of Manufacturing Processes 79 233–249. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.04.066

Monferrer, C. D., P´erez, J., Santos, R., Migu´elez, M. H., Cantero, J. L. (2022). *Machine Learning Approach in Non-Intrusive Monitoring of Tool Wear Evolution in Massive CFRP Automatic Drilling Processes in The Aircraft Industry*. Journal of Manufacturing Systems 65 622–639. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.10.018

Özdemir, U., & Erten, M. (2003). *Talasli Imalat Sirasinda Kesici Takimda Meydana Gelen Hasar Mekanizmalari ve Takim Hasarini Azaltma Yöntemleri*. Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi, 1(1), 37-50.

Ravikumar, S., Ramachandrana, K. I. (2018). *Tool Wear Monitoring of Multipoint Cutting Tool Using Sound Signal Features Signals With Machine Learning Techniques*. Materials Today: Proceedings 5 25720–25729

Sönmez, M., Ertunç, H. M., Karakuzu, C. (2000). *Kesici Takım Aşınma Durumunun Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Belirlenmesi*. https://www.academia.edu/12210520

Tabaszewski, M., Twardowski, P., Pikuła, M., Znojkiewicz, N., Czyryca, A., Czy˙zycki, J. (2022). *Machine Learning Approaches for Monitoring of Toolwear During Grey Cast-Iron Turning*. Materials 2022, 15, 4359. https://doi.org/10.3390/ma15124359

Twardowski, P., Czy˙ zycki, J., Czyryca, A., Tabaszewski, M., Pikuła, M. (2023). *Monitoring And Forecasting of Tool Wear Based on Measurements of Vibration Accelerations During Cast Iron Milling*. Journal of Manufacturing Processes 95 342–350. https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2023.04.036

Twardowski, P., Pikuła, M. (2019). *Prediction of Tool Wear Using Artificial Neural Networks During Turning of Hardened Steel*. Materials 2019, 12, 3091. doi:10.3390/ma12193091

Twardowski, P., Tabaszewski, M., Pikuła, M., Czyryca, A. (2021). *Identification of Tool Wear Using Acoustic Emission Signal And Machine Learning Methods*. Precision Engineering 72 738–744. https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2021.07.019

Wang, C., Shen, B. (2024). *Auxiliary Input-Enhanced Siamese Neural Network: A Robust Tool Wear Prediction Framework With Improved Feature Extraction And Generalization Ability*. Mechanical Systems and Signal Processing 211 111243. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111243

Xu, X., Wang, J., Zhong, B., Ming, W., Chen, M. (2021). *Deep Learning-Based Tool Wear Prediction and Its Application for Machining Process Using Multi-Scale Feature Fusion and Channel Attention Mechanism.* Measurement 177 109254. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109254

KAYNAKLAR DİZİNİ

Yang, Y., Zhao, X., Zhao, L. (2022). Research on Asymmetrical Edge Tool Wear Prediction in Milling TC4 Titanium Alloy Using Deep Learning. Measurement 203 111814. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.11181490/ma13214952