



ULUSLARARASI 3B YAZICI TEKNOLOJİLERİ  
VE DİJİTAL ENDÜSTRİ DERGİSİ

INTERNATIONAL JOURNAL OF 3D PRINTING  
TECHNOLOGIES AND DIGITAL INDUSTRY

ISSN:2602-3350 (Online)

URL: <https://dergipark.org.tr/ij3dptdi>

## RÜZGAR ÇİFTLİKLERİNDE KALAN FAYDALI ÖMÜR TAHMİNİ

## ESTIMATING REMAINING USEFUL LIFE IN WIND FARMS

**Yazarlar (Authors):** Barış Bulut \*

**Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz (To cite to this article):** Bulut B., “Rüzgar Çiftliklerinde Kalan Faydalı Ömür Tahmini” *Int. J. of 3D Printing Tech. Dig. Ind.*, 5(2): 145-154, (2021).

DOI: 10.46519/ij3dptdi.922599

Araştırma Makale/ Research Article

Erişim Linki: (To link to this article): <https://dergipark.org.tr/en/pub/ij3dptdi/archive>

# RÜZGAR ÇİFTLİKLERİNDE KALAN FAYDALI ÖMÜR TAHMİNİ

Barış Bulut<sup>a</sup> \*

<sup>a</sup> Enforma Bilişim A.Ş. TÜRKİYE

\* Sorumlu Yazar: [drbarisbulut@gmail.com](mailto:drbarisbulut@gmail.com)

(Geliş/Received: 19.04.2021; Düzeltme/Revised: 31.05.2021; Kabul/Accepted: 17.07.2021)

## ÖZ

Dünya çapında sayısı artmakta olan rüzgar enerji santrallerinin (RES) işletme ve bakım maliyetleri, üretimin karlılığını belirleyen önemli bir kalemdir. Kestirimci bakım yöntemleriyle rüzgar türbinlerinin güvenli çalışma süreleri uzatılabilmesinin yanında, işletme ve bakım maliyetleri de düşürülebilir. Çalışmamızda, rüzgar türbini ve bileşenlerine dair bir kestirimci bakım yöntemi sunulmaktadır. Kalan faydalı ömür (RUL) yaklaşımıyla, arızaların ne kadar süre sonra gerçekleşeceği ve arızaların hangi alt sistemde meydana geleceği LSTM (Long Short-Term Memory) gibi sıralı derin öğrenme yöntemleriyle tahmin edilebilmektedir. Önerilen çözümdede, faaliyetteki bir rüzgar çiftliği bünyesindeki türbinler değerlendirilmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Rüzgar Enerji Santrali (RES). Kalan Kullanışlı Ömür (Remaining Useful Life; RUL). LSTM

## ESTIMATING REMAINING USEFUL LIFE IN WIND FARMS

### ABSTRACT

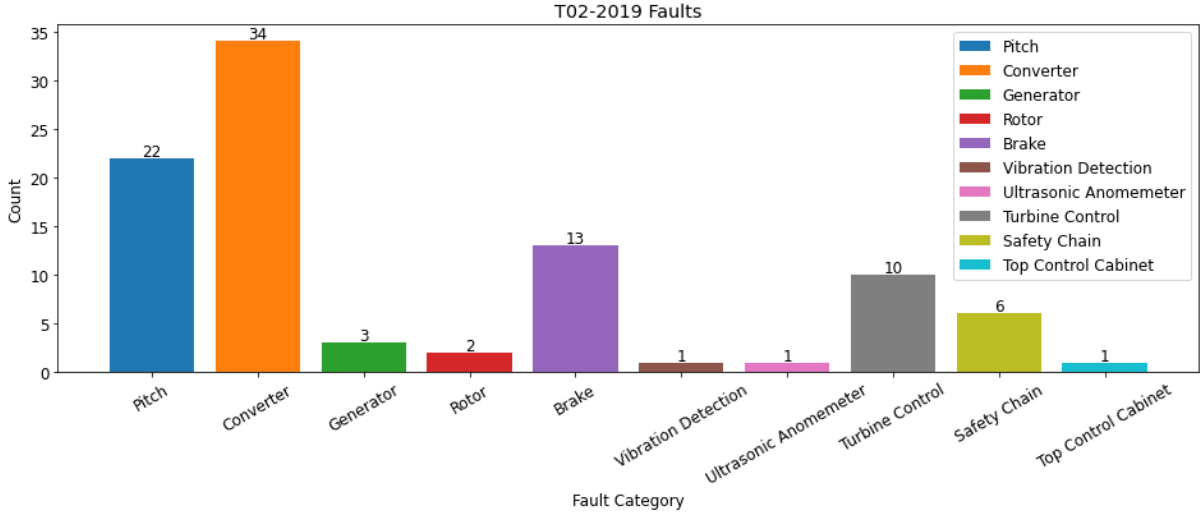
The operation and maintenance cost of wind power plants (WPP) whose numbers are increasing worldwide, is an important item that determines the production profitability. Safe operating periods of wind turbines can be extended while operation and maintenance costs can be reduced with predictive maintenance methods. In our study, a predictive maintenance method considering the wind turbine and its components is presented. With the remaining useful life (RUL) approach, the time before the next failure for a particular subsystem can be predicted using sequential deep learning methods such as LSTM (Long Short-Term Memory). In the proposed solution, turbines within an operational wind farm are considered.

**Keywords:** Wind Power Plant (WPP). Remaining Useful Life (RUL). LSTM

### 1. GİRİŞ

Dünya çapında, yenilenebilir enerjiye ilgi artmaktadır. Yenilenebilir enerji türlerinden olan rüzgar gücünü, enerjiye dönüştürmek için rüzgar çiftlikleri kurulmaktadır [1]. Rüzgar çiftlikleri; kara ve deniz olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Rüzgar çiftliklerinde işletme ve bakım (O&M) maliyetleri yüksektir. İşletme ve bakım maliyetleri, kara rüzgar çiftlikleri için toplam enerji üretim maliyetinin yaklaşık %10-15'ini ve deniz rüzgar çiftlikleri için %20-25'ini oluşturmaktadır [2]. Şirketler, bu maliyetleri düşürmek için çeşitli yollar aramaktadır. Rüzgar türbini (RT) arıza süreleri bir yandan işletme ve bakım maliyetlerini arttırırken, durma süreleri uzadıkça büyük enerji kayıpları da meydana gelebilmektedir. Bir rüzgar türbini temel olarak şu bileşenlerden oluşmaktadır: pitch/blade system, generator, gearbox, yaw system, converter ve diğer sistemler [3]. Rüzgar türbini bileşenlerinin arıza sürelerinin dağılımı incelendiğinde, toplam arıza süresinin %85'inden fazlasını pitch/blades, generator ve gearbox oluşturmaktadır [1]. Bir diğer çalışmaya göre gearbox arızaları, toplam arızaların sadece %10'unu oluştururken, rüzgar türbinlerinin toplam arıza süresinin yaklaşık %20'sine etki etmektedir [4].

Çalışmamızda, üzerinde çalışılan türbinlere ait veri setlerinden bir tanesinde oluşan arızalar bulunduğu/ilgili bölgelere göre kategorize edilmiş ve sonrasında veri setiyle eşleştirilerek, arıza sayılarına ulaşılmıştır. Şekil 1'deki grafikte kategorilere göre arıza sayıları yer almaktadır.



Şekil 1. Arıza Kategorileri.

Rüzgar santralının kontrol ve takibi için SCADA sistemleri sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu sistemler üzerinden, türbine ait detaylı operasyonel veriler edinilebilmektedir. Operasyonel verilerin geçmiş arıza verileri eşliğinde analizi sayesinde, gelecekte oluşabilecek arızaları önceden tahmin ederek, arıza sayı ve sürelerini azaltmak, dolayısıyla, işletme ve bakım maliyetlerini azaltmak mümkün olabilmektedir. Bu yaklaşımla yürütülecek bir kestirimci bakım (predictive maintenance) çalışması, mevcut bakım stratejilerinden daha anlamlı ve faydalı tahminler üretebilecektir [5].

Bu çalışmada, rüzgar türbini arızalarının tahmini için bir RUL yaklaşımı sunulmaktadır. Kullanılan yaklaşım, faaliyetteki bir rüzgar enerji santrali bünyesindeki türbinlerden iki senelik bir süreyle toplanılan veri seti ve arızalar üzerinden gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın hedefi, türbinde bir arıza meydana gelmeden önce tahminde bulunabilmek olarak belirlenmiştir.

## 2. BENZER ÇALIŞMALAR

Pérez ve arkadaşları literatür taramasında öne çıkan çalışmalarını incelemişler ve karşılaştırarak ana tasarımları kategorize etmişlerdir. Rüzgar türbini çeşitleri, bileşenleri, bileşen optimizasyonu, hataların dağılımını ayrıntılı olarak incelemişlerdir [1]. Zhao ve arkadaşları, rüzgar türbini jeneratörlerinin kestirimci bakımı için bir çözüm sunmaktadır. Söz konusu çalışmada, veriler için veri temizleme, özellik seçimi, özellik azaltma ve veri seti dengeleme adımlarından oluşan dört aşamalı bir veri ön işleme prosedürü önerilmektedir. Temel bileşenler analizi (PCA), jeneratör arıza değişikliklerini yakalayabilen uygun özellikleri tanımlamak için kullanılmaktadır. Sentetik azınlık aşırı örnekleme tekniği (SMOTE)'nin veri setinin dengesizlik özelliklerini daha doğru bir şekilde ele almak için kullanıldığı çalışmada tahmin (Prediction) modeli ve teşhis (Diagnosis) modeli içeren bir çözüm geliştirilmektedir. Tahmin modelinde, rüzgar türbini jeneratörlerinin kalan faydalı ömrü (RUL), denetimsiz bir kümeleme yaklaşımı kullanılarak tahmin edilmektedir. Jeneratörün kalan faydalı ömrünün 18 gün öncesinde yaklaşık %80 doğrulukla tahmin edilebileceğini ve jeneratör arızaları oluştuğu an da %94 doğrulukla teşhis edilebileceğini göstermektedir [6]. Cheng ve arkadaşları, uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve Parçacık Filtreleme (PF) yaklaşımlarına dayanan dişli kutuları için yeni bir arıza tahmini ve RUL tahmin yaklaşımı önermektedir. Önerilen yaklaşımda arıza özelliği, dişli kutusuna bağlı jeneratörün, ölçülen tek fazlı stator akımından çıkarılmaktadır.

Çalışmada ANFIS, çıkarılan arıza özelliğinin durum geçiş işlevini öğrenmek için kullanılmaktadır. PF algoritması daha sonra öğrenilen durum geçiş fonksiyonuna ve arıza özelliğinin yeni bilgisine dayalı olarak dişli kutusunun RUL'unu tahmin etmektedir. Önerilen yöntemde göre zaman ilerledikçe dişli

kutusunun RUL tahmininde daha doğru sonuçlar vermektedir ve RUL, tüm ömrünün %32.7'sini tamamladığında gerçek arıza süresini doğru bir şekilde tahmin etmektedir [7]. Nie ve arkadaşı, dişli kutusu arızalarına odaklanmışlardır. Çalışmalarında dişli kutusu bileşenlerinin, aşınma (wear), çukurlaşma (pitting), sürtünme (scuffing), çatlama (crack), kırılma (breakage) ve ufalanma (chipping) gibi aşınmalara maruz kaldığı tespit edilmiştir. Dişli hasarı, yatak hasarı, kırık şaft, yağ sızıntısı ve yüksek yağ sıcaklığı, mikro çukurlaşma (micro-pitting) ve sürtünmeye bağlı rulman arızalarının, dişli kutusu arızalarının çoğunu başlattığı bulunmuştur [8]. Verma ve arkadaşları, SCADA hata mesajları üzerinde anomali tahmini, blade angle asymmetry tahmini modeli, bearing sıcaklıklarından anomali tespiti, titreşim verisi üzerinden gearbox arıza tespiti, power curve üzerinden performans analizi hesaplamasını ele almışlardır. Çalışma içerisinde veriye dayalı geliştirilen modeller, %90 ve daha yüksek kabul edilebilir doğruluk elde edilmektedir [9].

### 3. VERİ HAKKINDA

Çalışmamızda, bir kara RES türbinlerine ait iki yıllık veri temel alınmıştır. Her türbin için iki ayrı veri seti elde edilmektedir: i) Operasyonel çalışma bilgileri içeren SCADA verileri; ii) Başlangıç, bitiş, arıza kategorisi gibi alanları içeren arıza verileri. RES kontrol sistemleri, sektörün yaygın uygulaması olan 10 dakikalık döngülerle izlenmektedir. Her döngüde, 30'un üzerinde öznitelik değeri edinilmektedir. Kullanılan veri seti içerisinde 67000'den fazla kayıt bulunmaktadır. İki yıla ait olan bu verilerin içinden %66'sı, içerisindeki arızalar da dikkate alınarak, eğitim verisi olarak belirlenmiştir; kalan %34'lük kısmı ise test verisi olarak ayrılmıştır. Çizelge 1'de türbinlere ait temel elektromekanik bilgiler yer almaktadır.

**Çizelge 1. Türbin Bilgileri.**

Türbin Bilgileri	
Açıklama	Değer
Türbin Tasarımcısı	GE
Cut-in	3 m/s
Cut-out	24 m/s
Max Power	2.7 MW
Rated Power	2.5 MW
Generator Overspeed	1833 rpm

Her türbine ait veri seti içerisinde bulunan öznitelikler, kategorilere ayrılmış bir şekilde temsil edilebilmektedir. Üzerinde çalıştığımız veri seti dört ana kategori olan general operation data, gearbox data, main bearing data ve pitch system data olarak ayrılmaktadır. Aşağıda kategoriler ve öznitelikler ile ilgili bilgi verilmiştir:

- General Operation Data: Power, Rotor Speed, Nacelle Position, Generator Speed, Torque Actual ve Set Value, Tower Acceleration Normal ve Lateral, Tower Base ve Ambient Temperature, Wind Speed özniteliklerini içermektedir.
- Gearbox Data: Gearbox Bearing Temperature, Hollow Shaft Temperature ve çeşitli yağ sıcaklıklarını içermektedir.
- Mean Bearing Data: Shaft 1-2 Temperature, Proximity Sensor verilerini içermektedir.
- Pitch System Data: Blade açılarıyla ilgili verileri içermektedir.

Bir türbine ait çalışma verilerinin haricinde, türbinin çalışma süresince yaşanan arızalarla ilgili verilerde tutulmaktadır. Bu veriler arıza başlangıç ve bitiş tarihi, arızalı geçen süre gibi bilgilerin yanında, türbinin hangi bölümünde arıza yaşandığı ve bu süre boyunca meydana gelen enerji kaybı miktarı gibi bilgileri de içerebilmektedir. Kaydı tutulan arıza verileri, bizlere bir sonraki arızanın ne zaman oluşabileceği, arızanın hangi bölümde gerçekleşeceği gibi bir tahminleme imkanı sunabilmektedir. Bu sebeple arıza verilerinin doğru ve net tutulması önem taşımaktadır.

Çizelge 2’de arıza verileri ile ilgili bir örnek yer almaktadır.

**Çizelge 2. Arıza Verileri.**

RT No	Arıza Verileri			
	Başlangıç Zamanı	Bitiş Zamanı	Süre	Kategori
1	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	HH:MM:SS	Safety Chain
2	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	HH:MM:SS	Gearbox
3	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	DD/MM/YYYY HH:MM:SS	HH:MM:SS	Yaw System

Arızanın yaşandığı süre boyunca kaydedilen veriler hatalı veri olarak nitelendirilirse, kalan diğer veriler normal veri olarak nitelendirilebilmektedir. Bu durumu ayırt etmek için bir sınıflandırıcı oluşturulmuştur. Normal veriler, hatalı verilere göre daha yoğun olduğu için çoğunluk sınıfı, hatalı verileri azınlık sınıfı olarak adlandırmak mümkündür. Üzerinde çalışılacak veri kümesinde çoğunluk ve azınlık sınıflara ait veri sayılarının birbirine yakın, yani dengeli olması beklenmektedir. Dengeden uzak olunması durumu, üzerinde makine öğrenmesinin başarıyla yürütülemeyeceği dengesiz bir veri setinin ortaya çıkmasına sebep olabilmektedir. Arızaların en az yaşandığı ekipmanlarla ilgili yani dengesiz bir veri seti ile ileriye dönük bir tahmin yapmak zor olacaktır.

#### 4. ÖN İŞLEME (PRE-PROCESSING)

Veri temizleme adımları, veri setinde var olan ve oluşturulacak model performansını olumsuz yönde etkileyecek verilerin kaldırılmasını amaçlayan bir veri ön işleme aşaması olarak yürütülmüştür. SCADA sistemi tarafından kaydedilen veriler, genellikle arızalar sebebiyle hatalı verilerle kirlenebilmektedir [6]. Modelleme aşamasından önce veri seti içerisindeki hatalı kaydedilen verileri temizleme gerekliliği oluşmuştur.

##### 4.1. Tekrar Edilen Kayıtlar (Duplicates)

Veri seti içerisinde, veri toplama sisteminde oluşan arızalardan kaynaklı tekrarlı kayıtların yer aldığı görülmüştür. Zaman serilerinde, verilerin sıralı olması önemlidir. Veri tekrarı olduğu durumlarda, oluşturacağımız modelin performansı etkilenecektir. Bu istenmeyen bir durum olduğundan tekrarlı kayıtların temizlenmesi gerekmektedir. Veri tekrarının tespit edilebilmesi için çeşitli yaklaşımlar bulunmaktadır. Bu çalışmada izlenen yaklaşım, zaman serilerinde tarih özniteliği önemli olduğundan ve birbirinden benzersiz ve sıralı veriler olması gerektiğinden, tarih özniteliği baz alınarak tekrarlı kayıtlar ele alınarak temizleme işlemi uygulanmıştır.

##### 4.2. Yeniden Örnekleme (Resampling)

Tekrarlı kayıtların tespiti ve temizlenmesinden sonra veri atlamaları incelenmiştir. Zaman serilerinde, verilerin sırası önemli olduğundan veriler yeniden örneklenmelidir. Bazı veriler arasında uzun süreli atlamalar olduğu varsayılırsa, bu durum hem veri kaybına hem de modelin yanlış sonuçlar vermesine yol açabilmektedir. RES'lerdeki veri üretim döngüsü 10 dakika olduğu için, eksik veriler de aynı döngü periyodunda yeniden örneklenebilir. Veri içerisinde atlamalar mevcut olan yerlerde, yeniden örnekleme işleminden sonra tarih öznitelğine bağlı olarak boş veriler oluşmuştur. Buradaki boş veriler, seçilen yaklaşıma göre doldurulmuştur.

##### 4.3. Veri Örnekleme (Data Sampling)

Veri atlamalarının yeniden örneklenmesi işleminden sonra oluşan boş verilerin nasıl doldurulacağı önem taşımaktadır. Boş verileri doldurmak için kullanılacak birden fazla yaklaşım mevcuttur. Boş veriden/verilerden geriye doğru verilere bakılarak veya ileriye doğru verilere bakılarak aynı değerlerle veya seçilen metoda göre doldurulabilir. Bu çalışmada birden fazla adım içerecek bir yaklaşım takip edilmiştir.

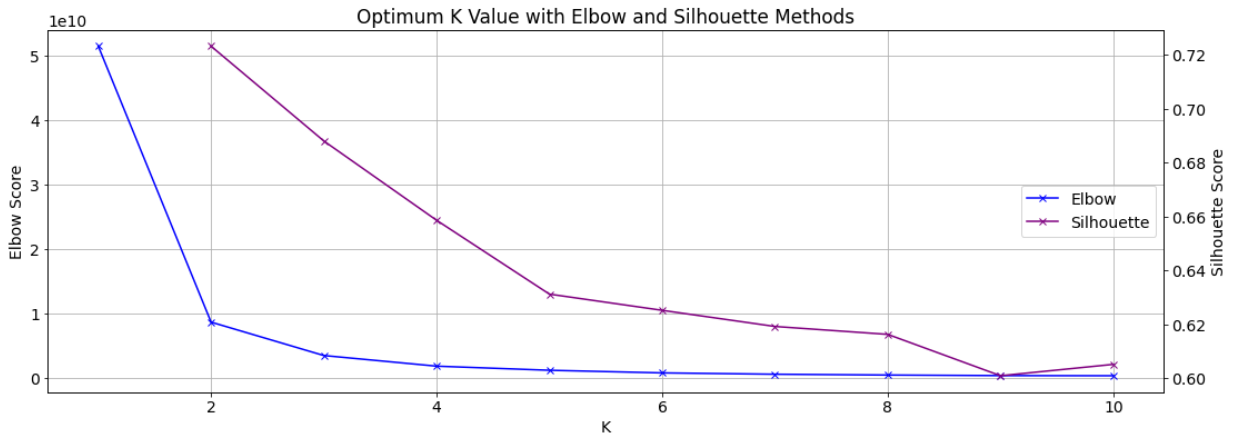
Windspeed özniteliği içerisinde yer alan boş değerler interpolasyon algoritmasına göre doldurulmuştur. Veri seti içerisinde yer alan her bir öznitelik, interpolasyon algoritması ile doldurulan windspeed

özneliğine göre gruplandırılmıştır ve her bir gruba ait verilerin ortalaması alınarak bir çizelge elde edilmiştir. Boş kayıtların rüzgar hızına bakılarak, oluşturulan çizelge üzerinden eşleştirilmesi yapılarak doldurulmuştur.

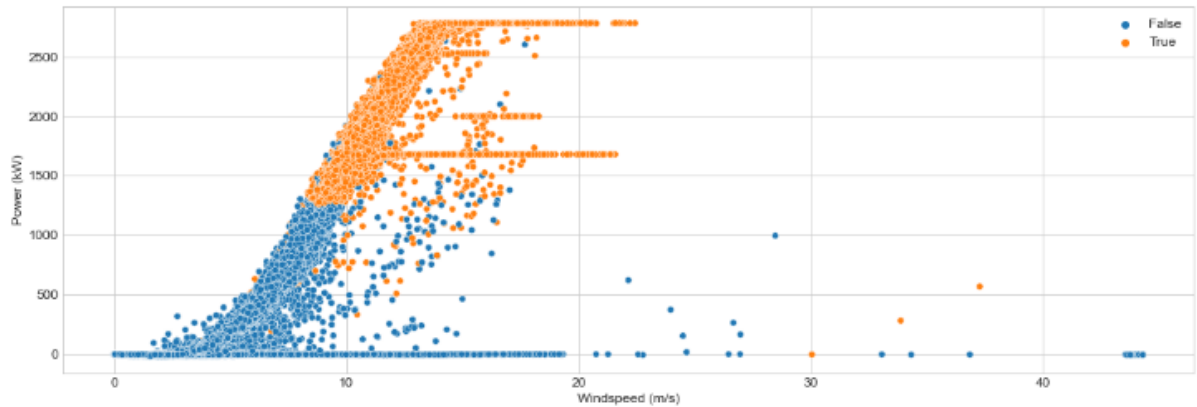
#### 4.4. Aykırı Değer Tespiti (Anomaly Detection)

Veri toplama sisteminden kaynaklı beklenen değerlerin dışında kaydedilen aykırı verilerin tespiti için Power-Blade, Power-Windspeed-Blade, Power-Generator ilişkileri göz önünde bulundurularak çeşitli algoritmalar denenmiştir. Her bir algoritma kendine ait tekniklerle verilen veri seti içerisinde aykırı olabilecek değerleri tespit etmeye çalışmıştır. Kümeleme yönteminde, içerisinde parametre olarak baz alınacak küme sayısı verilmektedir [10]. Burada optimum küme sayısını bulabilmek için Elbow ve Silhouette yöntemleri kullanılmıştır.

Elbow ve Silhouette yöntemleri optimum küme sayısını iki olarak vermiştir (Şekil 2). Her iki yöntemi dikkate alarak küme sayısını iki olarak belirlenmiş, aykırı değerler hesaplanmıştır (Şekil 3).

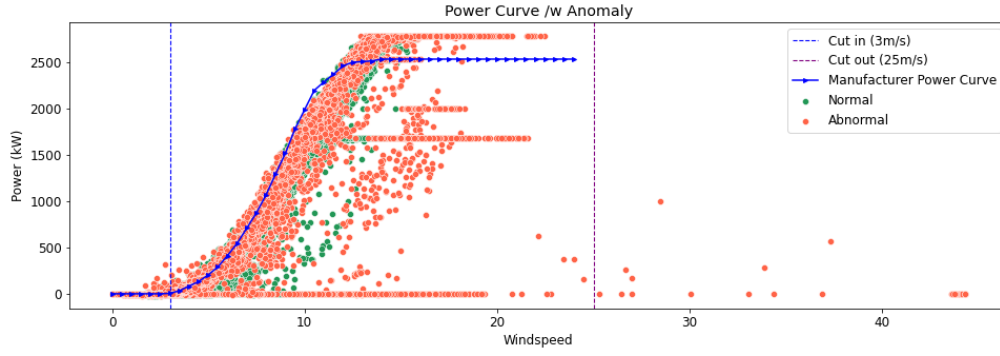


Şekil 2. Elbow ve Silhouette Yöntemleri.



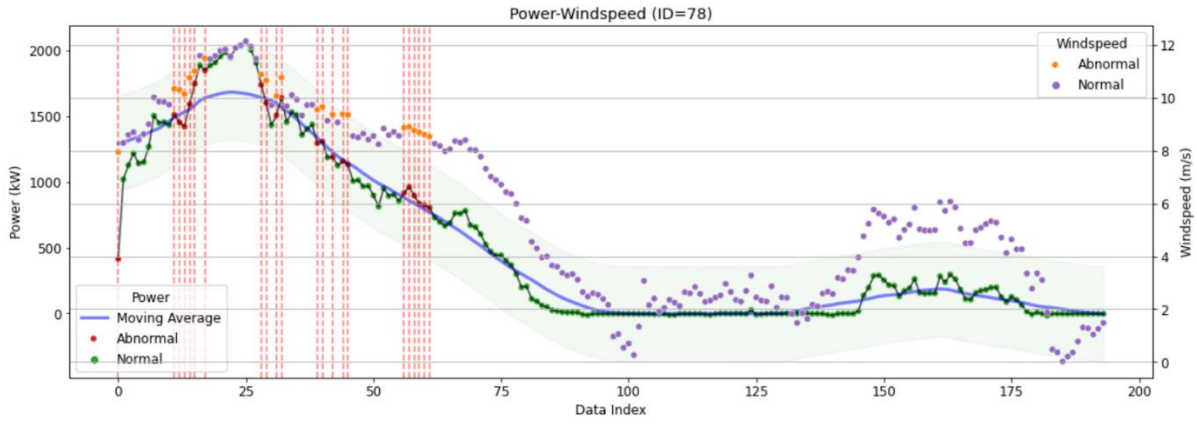
Şekil 3. Kümeleme Algoritması ile Aykırı Değer Tespiti.

Aykırı değer tespitini iyileştirmek için ağaç tabanlı bir algoritma denenmiş, burada güç ve rüzgar hızının yanında nacelle pozisyonu da dikkate alınmıştır (Şekil 4).



Şekil 4. Ağaç Tabanlı Algoritma ile Aykırı Değer Tespiti.

Aykırı değer etiketlerinin ne tür verilerde kullanıldığını görmek için arıza bazında oluşturulan görsellerle incelenmiştir. 78. arıza için oluşturulan görsel Şekil 5'te sunulmuştur. Verilerin güven aralığına rağmen aykırı değer olarak gösterilmesinin nedeni, aykırı değerleri tespit etmek için birden fazla yöntemin birlikte kullanılmasıdır.



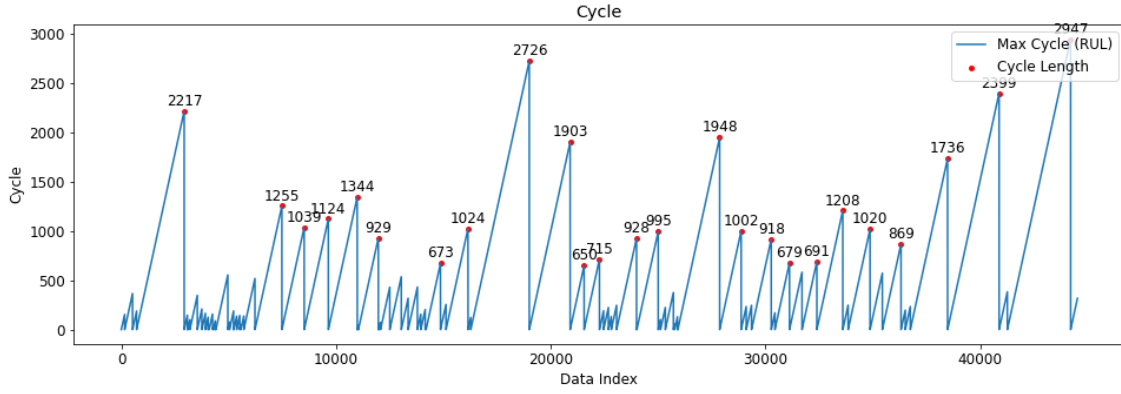
Şekil 5. 78. Arızanın Aykırı Değer Durumu.

#### 4.5. Kalan Faydalı Ömrün (RUL) Hesaplanması

Modelleme aşamasına geçmeden önce RUL yaklaşımı için bazı ön işlemler yapılmalıdır. Burada üç temel adım uygulanmıştır:

Her arızaya kadar kaydedilen verilere bir ID (tekil kimlik numarası) verilmesinden sonra;

1. ID'ler ile ayırt edilen veri kümelerine döngü sayısı ataması yapılmıştır,
2. ID'lerin RUL döngüleri hesaplanmıştır,
3. RES işletme verileri alt sistem arızalarını detaylarıyla loglamıştır. Belirli bir arızaya kadar geçen sürede (Şekil 6) etiketli verilere benzersiz bir ID ataması gerçekleştirilmiştir (yıl, türbin no, arıza türü).



Şekil 6. RUL Çevrim Süreleri.

ID ve RUL etiketlerinin bir örneği aşağıdaki çizelgede yer almaktadır.

Çizelge 3. Arıza Kategorileri ve RUL Çevrim Süreleri.

Arıza ID	Kategori	RUL
1	Safety Chain	279
2	Turbine Control	156
3	Turbine Control	2932
4	Safety Chain	11
5	Turbine Control	99

## 5. MODELLEME

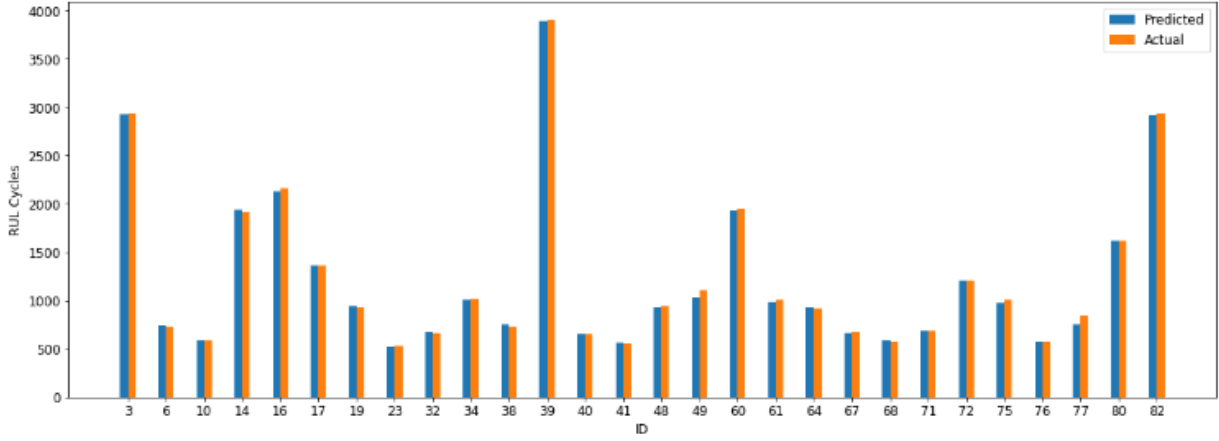
Zaman serilerinin analizinde, sıralı verilerdeki modeli kolayca yakalamak için optimize edilmiş mimarisi için derin öğrenmede kullanılan LSTM sinir ağı kullanılarak bir regresyon modeli oluşturulmuştur. Literatürde de, genel sinir ağlarının verimsiz kaldığı birçok problemin çözümünde LSTM kullanıldığına rastlanmaktadır [11]. LSTM'ler, tekrarlayan sinir ağlarının (RNN- Recurrent Neural Networks) bir modifikasyonudur [12]. RNN'lerle [13] ilgili önemli bir sorun, uzun süreli ilişkileri unutma ve gradyan patlaması gibi problemlerdir. LSTM mimarisi bu sorunlara çözüm olmaktadır [14]. Bi-LSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) ise çift yönlü LSTM anlamına gelir ve bilgileri geçmişten geleceğe hem de gelecekte geçmişe olacak şekilde çalıştırır. Çalışmamızda, ölçeklendirilmiş veriler üzerinde gerekli ön işlemler yapıldıktan sonra LSTM modeli oluşturulmuş ve uygulanmıştır. LSTM modelinin katman sayısı ve parametre değerleri için optimum sonuçları sunabilecek bir yöntem bulunmamakla birlikte, en ideal sonuçlara ulaşmak için farklı dikeylerde farklı parametreler kullanılarak testler yapılmaktadır. Oluşturulan modellerde kullanılan parametreler temel mühendislik kuralları (“rule of thumb”) kullanılarak belirlenmiştir. İlgili modelin katmanları, birimleri ve aktivasyon fonksiyonları Çizelge 4’te yer almaktadır.

Çizelge 4. LSTM Model Parametreleri.

Katman Numarası	LSTM Model Parametreleri			
	Katman Tipi	Birim Sayısı	Aktivasyon Fonk.	Recurrent Initializer
1	LSTM /w Dropout	32	Tanh	Orthogonal
2	Bi-LSTM	64	Tanh	Orthogonal
3	Fully Connected (TD)	1	ReLU	-

Ön işleme sonucu ortaya çıkan 85 ID, kısa gerçekleşen RUL çevrimlerini hariç tutarak 28 ID’ye indirgenmiş, model bu verilerle eğitilmiştir (Şekil 7).





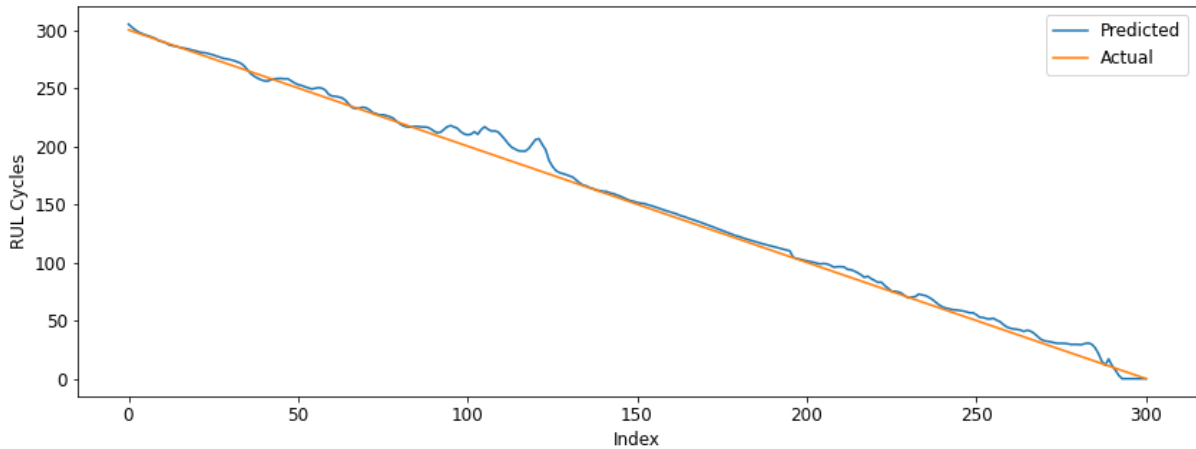
Şekil 7. RUL Tahmin Grafiği.

Bu bir regresyon problemi olduğu için model eğitilirken ve sonuçlar irdelenirken istatistikte sıkça kullanılan MSE, determinasyon katsayısı kullanılmıştır. En düşük hata oranı ile tahminlenen 39 numaralı arızanın sadece 2 saat sapmayla önceden tahminlenebildiği, en kötü tahminlenen 49 numaralı arızanın ise %8 sapmayla tahmin edildiği görülmektedir (Çizelge 5). Bu çizelgedeki sapma oranı; gerçekleşenle tahmin edilenin farkının, gerçekleşene oranı kullanılarak hesaplanmıştır. Buradan, örnek olarak, tahminlenen sürenin ~%8 öncesine bakım ve parça siparişi takvimlenirse, arıza üzerine yaşanacak plansız bakım, planlı kestirimci bakıma dönmüş olacaktır.

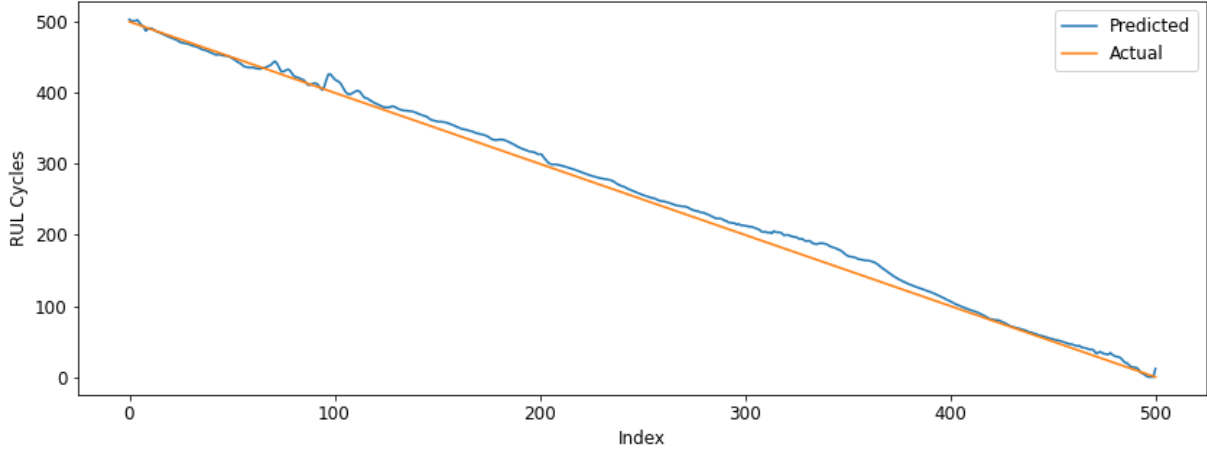
Çizelge 5. RUL Tahmin Sonuçları.

RUL ID	Sonuçlar		
	Gerçekleşen Döngü	Tahmin Edilen Döngü	Sapma Oranı
10	590 (~98 saat)	589.3 (~98 saat)	%0,12
16	2157 (~359 saat)	2122.2 (~353 saat)	%1,59
23	529 (~88 saat)	513.9 (~85 saat)	%2,94
39	3899 (~649 saat)	3884.6 (~647 saat)	%0,34
49	1113 (~185 saat)	1029.6 (~171 saat)	%8,00
68	572 (~95 saat)	588.6 (~98 saat)	%-2,82
75	1010 (~168 saat)	976.2(~163 saat)	%3,36
82	2940 (~490 saat)	2914.6 (~486 saat)	%0,84

Bir arıza gerçekleşene kadar, ilerleyen verilerin gerçek ve tahmin edilen RUL döngüsü incelenmiştir. Şekil 8’de ID 6 için ve Şekil 9’da ID 19 için sonuçlar yer almaktadır.



Şekil 8. ID 6 için Gerçek ve Tahmin Edilen RUL.



Şekil 9. ID 19 için Gerçek ve Tahmin Edilen RUL.

## 6. TARTIŞMA ve SONUÇ

Rüzgar enerji santralleri ve bu yapıları oluşturan alt sistemlerin sürekliliğinin, enerji üretim yatırımlarının geri dönüşü için elzem olduğu görülmektedir. Bu sistemlerin ne zaman arıza yapacağını (RUL) doğru tahminlenmesinin, hem plansız hem de planlı çalışmaların süresini azaltma, bunun yanında bakım ve parça giderlerini de azaltma noktasında yararı büyüktür [15].

Kestirimci bakım yaklaşımları sayesinde, bir yandan plansız (reaktif) bakım [16] planlı bakıma dönüştürülürken plansız bakımın getirdiği dezavantajlardan [17] [18] uzaklaşarak iyileşme sağlanırken, diğer yandan da mevcutta önleyici bakım [19] olarak yürütülen planlı bakımlar da kestirimci bakıma evrilerek bakım gereken zamanlarını tahminleyip planlamak mümkün olabilmektedir.

Çalışmalarımızda, farklı rüzgar türbinleri üzerinden toplanan sensör verileri ve arıza kayıtları kullanılarak eğitilen LSTM modeli, tek katmanlı LSTM modeline kıyasla daha iyi sonuçlar üretmiştir. Alt sistemlere bağlı olmadan rüzgar türbininde gerçekleşecek arızanın önceden tespiti konusunda ortaya çıkan başarılı sonuçlar, her bir alt sistem için gerçekleşebilecek arızaların birbirinden ayrık şekilde tahminlenebileceğini ve sonuçlara bağlı olarak gerekli aksiyonların alınabileceğini ortaya koymuştur.

## TEŞEKKÜR

Buradaki çalışmaların bir kısmı “Siber Fiziksel Sistemlerde Akıllı Kestirimci Bakım (SMART-PDM)” başlıklı ve 17041 numaralı uluslararası EUREKA – ITEA projesi (<https://smart-pdm.eu>) kapsamında, TEYDEB 1509 - Uluslararası Sanayi Ar-Ge Projeleri programı bünyesinde 9180070 numaralı proje altında TÜBİTAK tarafından desteklenmiştir.

## KAYNAKLAR

1. J. M. Pinar Pérez, F. P. García Márquez, A. Tobias ve M. Papaelias, «Wind turbine reliability analysis,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 23, Sayfa 463-472, 2013.
2. B. Lu, Y. Li, X. Wu ve Z. Yang, «A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis,» %1 içinde 2009 IEEE Power Electronics and Machines in Wind Applications (PEMWA), Lincoln, NE, USA, 2009.
3. W. Qiao ve D. Lu, «A survey on wind turbine condition monitoring and fault diagnosis-part I: Components and subsystems,» *IEEE transactions on industrial electronics* (1982), Vol. 62, Issue 10, Sayfa 6536-6545, 2015.
4. J. Ribrant ve L. M. Bertling, «Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997–2005,» *IEEE transactions on energy conversion*, Vol. 22, Issue 1, Sayfa 167-173, 2007.
5. W. Yang ve J. Jiang, «Wind turbine condition monitoring and reliability analysis by SCADA information,» %1 içinde 2011 Second International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, Inner Mongolia, China, 2011.

6. Y. Zhao, D. Li, A. Dong, D. Kang, Q. Lv ve L. Shang, «Fault prediction and diagnosis of wind turbine generators using SCADA data,» *Energies*, Vol. 10, Issue 8, p. 1210, 2017.
7. F. Cheng, L. Qu ve W. Qiao, «Fault prognosis and remaining useful life prediction of wind turbine gearboxes using current signal analysis,» *IEEE transactions on sustainable energy*, Vol. 9, Issue 1, Sayfa 157-167, 2018.
8. M. Nie ve L. Wang, «Review of condition monitoring and fault diagnosis technologies for wind turbine gearbox,» *Procedia CIRP*, Vol. 11, Pages 287-290, 2013.
9. A. Kusiak ve A. Verma, «A data-mining approach to monitoring wind turbines,» *IEEE transactions on sustainable energy*, Vol. 3, Issue 1, Pages 150-157, 2012.
10. X. Liu, S. Lu, Y. Ren ve Z. Wu, «Wind turbine anomaly detection based on SCADA data mining,» *Electronics*, Vol. 9, Issue 5, Pages 751, 2020.
11. M. Dwarampudi ve N. V. S. Reddy, «Effects of padding on LSTMs and CNNs,» 2019.
12. S. Hochreiter ve J. Schmidhuber, «Long short-term memory,» *Neural computation*, Vol. 9, Issue 8, Pages 1735-1780, 1997.
13. M. Schuster ve K. K. Paliwal, «Bidirectional recurrent neural networks,» *IEEE transactions on signal processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, Vol. 45, Issue 11, Pages 2673-2681, 1997.
14. F. Karim, S. Majumdar, H. Darabi ve S. Harford, «Multivariate LSTM-FCNs for time series classification,» *Neural networks: the official journal of the International Neural Network Society*, Vol. 116, Pages 237-245, 2019.
15. I. Alsayouf, «Wind energy system reliability and maintainability, and operation and maintenance strategies,» %1 içinde *Wind Energy Systems*, Elsevier, 2011, Pages 303-328.
16. G. Sullivan, R. Pugh, A. P. Melendez ve W. D. Hunt, «Operations & maintenance best practices - A guide to achieving operational efficiency (release 3),» Office of Scientific and Technical Information (OSTI), 2010.
17. Cpm engineering, 70% operate a 'run to fail' strategy, <https://cpm-uk.com/2015/09/70-operate-a-run-to-fail-strategy/>, September 15, 2015.
18. M. Jenvald ve M. Hovmöller, «Reducing Delays for Unplanned Maintenance of Service Parts in MRO Workshops: A case study at an aerospace and defence company,» 2020.
19. K. Holmberg, A. Adgar, A. Arnaiz, E. Jantunen, J. Mascolo ve S. Mekid, %1 içinde *E-maintenance*, London, Springer London, 2010.