



# **DERİN ÖĞRENME İLE RÜZGAR ENERJİSİ TAHMİNİ**

**YAZILIM MÜHENDİSLİĞİ**

**ŞULE KARTAL 22040301049**

**EMİNE ESRA ÇETİN 22040301014**

**DİLARA KURTUL 22040301061**

**DANIŞMAN: CEVAT RAHEBİ**

**HAZİRAN 2025**

# İÇİNDEKİLER

ÖZET – ABSTRACT .....	3
GİRİŞ .....	4
MATERIAL & METHODS .....	5-11
RESULTS & DISCUSSION .....	12
CONCLUSION .....	12-13
REFERANCE .....	13
CV.....	14-15

# ÖZET

Bu çalışma, ERA5 meteorolojik verilerini kullanarak rüzgar enerjisi üretimini tahmin etmek amacıyla geliştirilen bir yapay zeka sisteminin tasarımını ve değerlendirmesini içermektedir. Projede hem derin öğrenme (CNN-LSTM) hem de makine öğrenmesi (Random Forest ve XGBoost) yöntemleri kullanılmıştır. Girdi değişkenleri olarak 10m rüzgar hızı, 2m sıcaklık, deniz seviyesi basıncı ve deniz yüzeyi sıcaklığı seçilmiştir. Çıktı değişkeni olarak türbin güç eğrisi kullanılarak elde edilen gerçek güç değerleri alınmıştır. Veri işleme sürecinde zaman serisi düzenlemeleri, kayıp veri doldurma, normalizasyon ve pencereleme gibi adımlar uygulanmıştır. Eğitim süreci sonunda CNN-LSTM modeli  $MAE=0.321$  ve  $RMSE=0.413$  değerleri ile diğer modellere kıyasla daha başarılı sonuçlar vermiştir. Model karşılaştırmaları detaylı analizlerle desteklenmiş, SHAP analizi ile öznelik katkıları yorumlanmıştır. Ayrıca, kullanıcıların NetCDF verisi yükleyerek tahmin sonuçlarına ve ilgili görselleştirmelere erişebilecekleri Tkinter tabanlı bir grafiksel arayüz geliştirilmiştir. Bu uygulama, bilimsel altyapıyı pratik bir kullanım arayüzüyle birleştirerek enerji tahmini sürecine katkı sağlamaktadır.

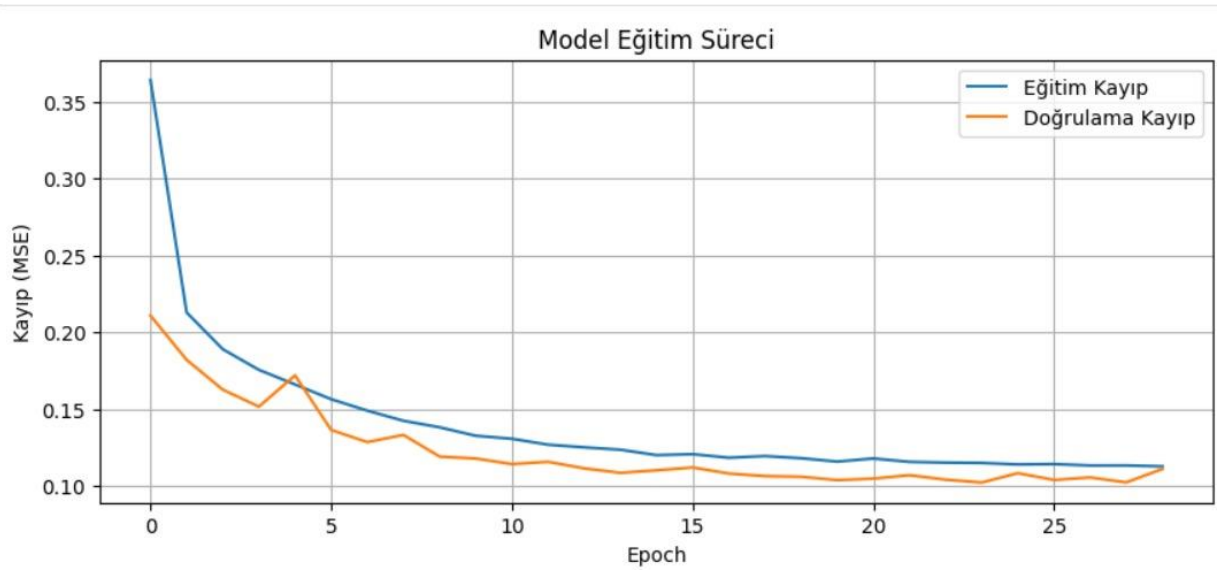
# ABSTRACT

This study includes the design and evaluation of an artificial intelligence system developed to predict wind power generation using ERA5 meteorological data. Both deep learning (CNN-LSTM) and machine learning (Random Forest and XGBoost) methods were used in the project. As input variables, 10m wind speed, 2m temperature, sea level pressure and sea surface temperature were selected. The actual power values obtained using the turbine power curve were taken as output variables. In the data processing process, steps such as time series editing, missing data filling, normalization and windowing were applied. At the end of the training process, the CNN-LSTM model gave better results compared to the other models with  $MAE=0.321$  and  $RMSE=0.413$ . Model comparisons were supported with detailed analysis and feature contributions were interpreted with SHAP analysis. In addition, a Tkinter-based graphical interface was developed where users can upload NetCDF data and access the prediction results and related visualizations. This application contributes to the energy forecasting process by combining scientific background with a practical user interface.

# 1.GİRİŞ

Enerji ihtiyacının giderek arttığı ve çevresel sorunların kritik bir boyuta ulaştığı günümüzde, yenilenebilir enerji kaynakları hem sürdürülebilirlik hem de enerji güvenliği açısından stratejik öneme sahiptir. Bu kaynaklar arasında rüzgar enerjisi, düşük karbon salımı, yerel üretim olanağı ve ekonomik uygulanabilirliği ile ön plana çıkmaktadır. Ancak rüzgar enerjisi üretiminin en büyük zorluklarından biri, üretimin atmosferik koşullara yüksek bağımlılığıdır. Bu durum, enerji üretiminde belirsizlik yaratmakta ve şebeke dengesini sağlamayı güçleştirmektedir. Bu nedenle, rüzgar enerjisi üretimini doğru bir şekilde tahmin etmek, enerji planlaması, yatırım yönetimi ve sürdürülebilir şebeke operasyonları açısından kritik hale gelmiştir. Gelişen yapay zeka yöntemleri bu ihtiyaca cevap vermek amacıyla kullanılmakta ve geleneksel yöntemlere kıyasla daha esnek, doğruluk oranı yüksek ve açıklanabilir modeller geliştirilmesine olanak tanımaktadır. Bu çalışma kapsamında, ERA5 iklim veri seti kullanılarak, 10m rüzgar hızı ( $u_{10}$ ,  $v_{10}$  bileşenleri ile), 2m sıcaklık, deniz seviyesi basıncı ve deniz yüzeyi sıcaklığı gibi meteorolojik parametreler üzerinden rüzgar türbinlerinin üretim gücünün tahmini amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda CNN-LSTM, Random Forest ve XGBoost gibi farklı öğrenme yaklaşımları ile tahmin modelleri oluşturulmuş, sonuçlar MAE ve RMSE metrikleri ile karşılaştırılmıştır. Ek olarak, model performanslarının görsel olarak değerlendirilmesi için eğitim süreci boyunca kayıp (loss) eğrileri analiz edilmiştir. Bu grafikler, modelin öğrenme yetisini ve aşırı uyum (overfitting) durumlarını değerlendirmek açısından önemli bir araç sağlamaktadır.

CNN-LSTM Modelinin Eğitim ve Doğrulama Kaybı Grafiği



## 2.MATERIAL & METHODS

Bu bölümde, rüzgar enerjisi tahmini projesinde kullanılan veri seti, öznitelikler, veri işleme teknikleri, modelleme yöntemleri, açıklanabilirlik analizleri ve kullanıcı arayüzü detaylı biçimde açıklanmaktadır.

### 1. Veri Seti ve Özellikler

Bu çalışmada ERA5 meteorolojik veri seti kullanılmıştır. Yüksek uzamsal ve zamansal çözünürlüğe sahip bu veriler, model eğitiminde doğruluk ve tutarlılık sağlamıştır. Aşağıdaki öznitelikler kullanılmıştır:

- 10m rüzgar hızı bileşenleri ( $u_{10}$ ,  $v_{10}$ )
- 2m sıcaklık ( $t_{2m}$ )
- Ortalama deniz seviyesi basıncı (msl)
- Deniz yüzeyi sıcaklığı (sst)

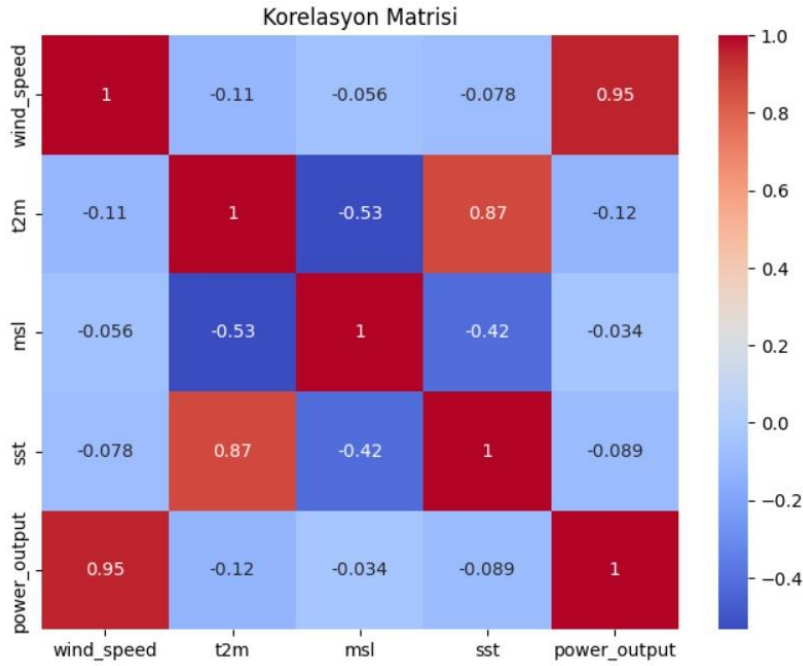
### 2. Veri İşleme ve Pencereleme

Ham meteorolojik veriler, zaman serisi formatında organize edilmiştir. İlk olarak, eksik gözlemler tespit edilmiş ve bu eksik değerler ileri (forward fill) ve geri (backward fill) doldurma yöntemleri ile tamamlanmıştır. Bu adım, zaman serisinin sürekliliğini sağlayarak modellerin doğru örüntü öğrenimini desteklemiştir.

Veri temizliği sonrasında, tüm öznitelikler MinMaxScaler kullanılarak 0-1 aralığına normalize edilmiştir. Bu adım, farklı ölçeklerdeki değişkenlerin model öğrenme sürecine eşit katkı sunmasını sağlamış, özellikle sinir ağlarının ağırlık güncellemelerinde istikrar sağlamıştır.

Özelliklerin birbirleriyle olan ilişkilerini analiz edebilmek amacıyla korelasyon matrisi çıkarılmıştır. Bu analiz, özellikle rüzgar hızı ile diğer meteorolojik değişkenler arasındaki doğrusal ilişkileri ortaya koymak açısından önemlidir. Korelasyon matrisi, öznitelik seçimi ve modelde ağırlık verilecek değişkenlerin belirlenmesi açısından yol gösterici olmuştur. Örneğin, rüzgar hızı ile deniz yüzeyi sıcaklığı (sst) ve ortalama deniz seviyesi basıncı (msl) arasında

anlamli iliskiler gözlemlenmiştir. Bu bulgular, özneliklerin model öğrenme sürecindeki katkısını nicel olarak ortaya koymakla birlikte, açıklanabilirliği artırıcı bir adım olmuştur.



Zaman serisi tahmini amacıyla pencereleme (windowing) işlemi gerçekleştirilmiştir. Her tahmin örneği için geçmiş 48 saate ait veriler kullanılarak 8 zaman adımı (örneğin 6 saatlik) içeren çok boyutlu giriş vektörleri oluşturulmuştur. Bu yöntem sayesinde model, yalnızca anlık değil zamansal bağlamı da dikkate alarak tahmin yapabilmektedir. Özellikle CNN-LSTM mimarisi için bu yapı, hem zamansal bağımlılıkların hem de kısa süreli örüntülerin öğrenilmesinde etkili olmuştur. Sonuç olarak bu işlem hattı, hem klasik makine öğrenmesi (Random Forest, XGBoost) hem de derin öğrenme modelleri (CNN-LSTM) için tutarlı ve karşılaştırılabilir bir eğitim zemini sunmuştur.

### 3. Modelleme Teknikleri

Tahmin sürecinde üç farklı model mimarisi detaylı olarak incelenmiştir. İlk olarak, zaman serisi verilerinin hem uzamsal hem zamansal örüntülerini yakalayabilen derin öğrenme temelli CNN-LSTM modeli tercih edilmiştir. Bunun yanında, yorumlanabilirlik ve hesaplama verimliliği açısından avantajlı olan klasik topluluk (ensemble) yöntemlerinden Random Forest (RF) ve gradyan artırılmalı ağaç temelli güçlü bir algoritma olan XGBoost da dahil edilmiştir. Bu çeşitlilik, farklı model yapılarını karşılaştırmak, veri yapısına en uygun yaklaşımı belirlemek

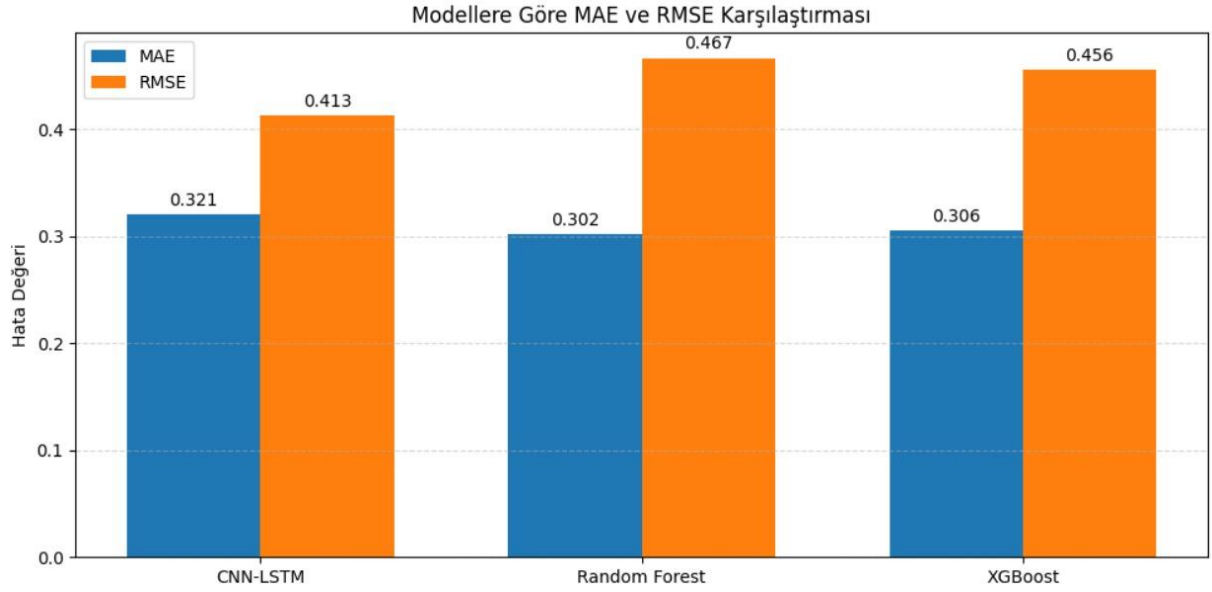
ve modeller arası performans farklarını daha sağlam temellere dayandırmak amacıyla uygulanmıştır.

- **CNN-LSTM:** Bu model, Convolutional Neural Network (CNN) ve Long Short-Term Memory (LSTM) yapılarının birleşimiyle oluşturulmuştur. CNN katmanı, zaman serisi verisindeki kısa vadeli uzamsal örüntüleri öğrenmekte, ardından gelen LSTM katmanı ise zaman içinde oluşan bağımlılıkları modellemektedir. CNN-LSTM özellikle değişkenlik gösteren rüzgar hızı verilerinde geçmişe yönelik bağlamı yakalama kapasitesi sayesinde enerji tahmini için güçlü bir çözüm sunmuştur. Modelin mimarisi, sırasıyla Conv1D, MaxPooling1D, LSTM ve Dense katmanlarından oluşmaktadır. Huber loss fonksiyonu ile eğitilen model, erken durdurma stratejisi ve dropout katmanları ile aşırı öğrenmeye karşı korunmuştur.
- **Random Forest:** Bu yöntem, birçok karar ağacından oluşan bir topluluk öğrenme algoritmasıdır. Rastgele örnekleme ve öznelilik seçimi ile her bir ağaç farklı veri alt kümesi üzerinde eğitildiği için aşırı öğrenmeye karşı daha dirençlidir. Bu çalışmada, ağaç sayısı, maksimum derinlik ve minimum bölünme örneği gibi hiperparametreler RandomizedSearchCV yöntemi ile optimize edilmiştir. Random Forest, yorumlanabilirlik açısından avantajlı olmakla birlikte karmaşık zamansal bağımlılıkları yakalamakta sınırlı kalmıştır.
- **XGBoost:** Extreme Gradient Boosting algoritması, gradyan artırma stratejisini esas alarak her bir yeni ağacı önceki hataları azaltmaya odaklı şekilde oluşturur. Eğitim sürecinde düzenleme parametreleriyle model karmaşıklığı kontrol altına alınmış, erken durdurma yöntemi ile en iyi öğrenme adımında eğitim sonlandırılmıştır. Özellikle küçük veri setlerinde yüksek başarı sağlaması ve hızı nedeniyle tercih edilmiştir.

Her üç model aynı özelliklerle (u10, v10, t2m, msl, sst) eğitilmiş ve hedef değişken olarak normalleştirilmiş gerçek güç çıktısı kullanılmıştır. Karşılaştırma kriterleri olarak ortalama mutlak hata (MAE) ve kök ortalama karesel hata (RMSE) değerleri hesaplanmıştır.

Elde edilen MAE ve RMSE değerleri, modellerin hata oranlarını sayısal olarak ortaya koymuş ve bu doğrultuda performansları objektif şekilde karşılaştırılmıştır. Model sonuçlarına göre:

- CNN-LSTM: MAE=0.321, RMSE=0.413
- Random Forest: MAE=0.302, RMSE=0.467
- XGBoost: MAE=0.306, RMSE=0.456

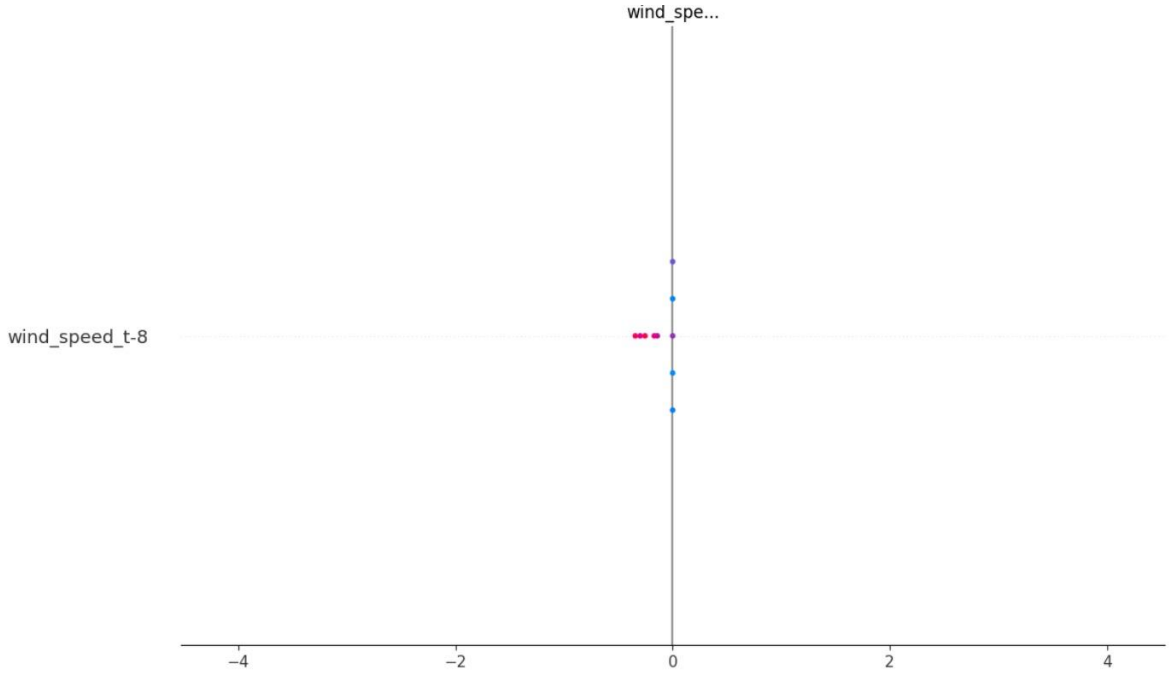


Yapılan analizler sonucunda, CNN-LSTM modeli hem kısa vadeli hem de uzun vadeli tahminlerde daha düşük hata değerleri sergileyerek diğer modellere göre daha yüksek doğruluk ve daha iyi genellenebilirlik kabiliyeti sunmuştur. Bu durum, modelin hem eğitilen veriye hem de daha önce görmediği veri örneklerine karşı sağlam bir tahmin yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.

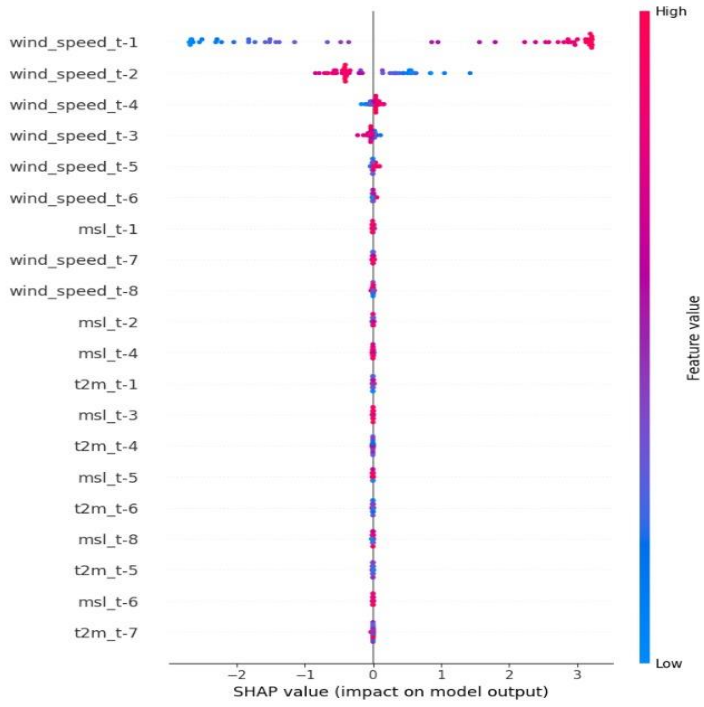
#### 4. SHAP Açıklanabilirlik Analizi

Modelin karar verme süreçlerini daha anlaşılır kılmak ve hangi özelliklerin tahmin üzerindeki etkisini analiz etmek amacıyla SHAP (SHapley Additive exPlanations) yöntemi uygulanmıştır. SHAP, her bir girdinin modele katkısını oyun teorisine dayalı olarak hesaplayan açıklanabilirlik yöntemlerinden biridir. Bu analiz sayesinde modellerin “neden” ve “nasıl” karar verdiği anlaşılmış, özellikle CNN-LSTM modelinde belirli özelliklerin etkisi detaylı biçimde gözlemlenmiştir. Yapılan analizde, rüzgar hızı (wind\_speed) ve deniz yüzeyi sıcaklığı (sst) gibi özelliklerin pozitif yönlü katkı sunduğu, buna karşın bazı durumlarda ortalama deniz seviyesi basıncının (msl) negatif etki gösterdiği belirlenmiştir. SHAP değerlerinin görselleştirildiği şekilde, özelliklerin etki gücü ve yönü açık şekilde sunulmuştur. Bu sayede modellerin karar alma süreçleri sadece sayısal çıktılarla değil, açıklayıcı analizlerle de desteklenmiştir.



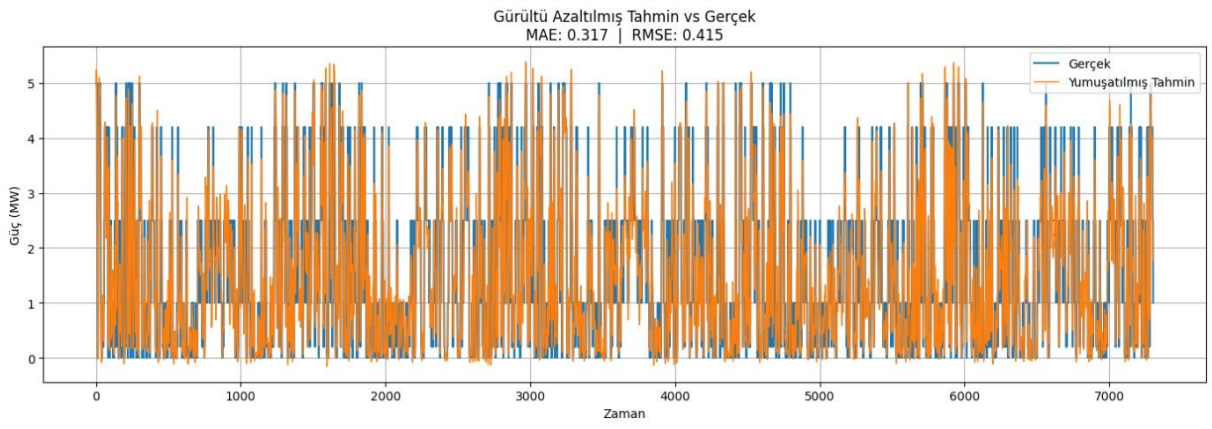


Bu analiz, özellikle wind\_speed\_t-8 öznitelığının belirleyici etkisini ortaya koymaktadır.



SHAP değerlerine göre özniteliklerin model çıktısına olan etkisi görselleştirilmiştir. Grafik, özellikle geçmiş saatlere ait rüzgar hızı verilerinin (özellikle wind\_speed\_t-1 ve wind\_speed\_t-2) model üzerinde belirgin etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Renk dağılımları ise öznitelik değerinin yüksek mi düşük mü olduğunu ifade ederken, yatay eksende bu değer tahmin üzerindeki etkisi yer almaktadır.

Gürültü azaltılmış CNN-LSTM tahmin çıktısının gerçek değerlerle karşılaştırılması.



Modelin genel eğilimleri doğru takip ettiği ve ortalama hatalarının düşük olduğu gözlemlenmektedir.

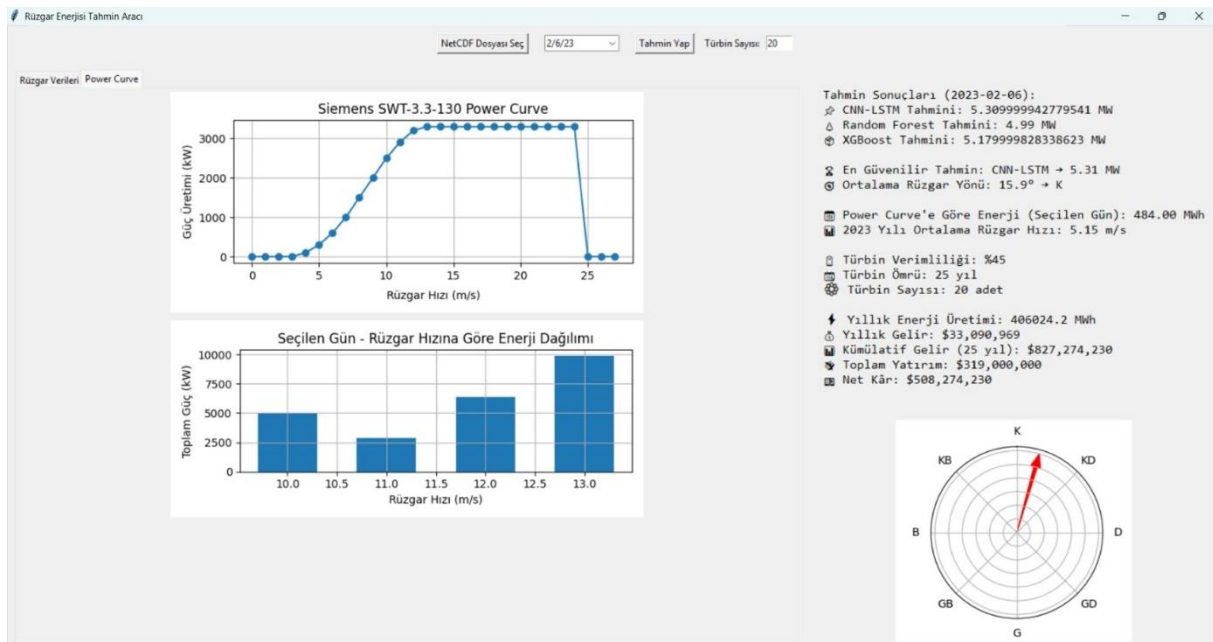
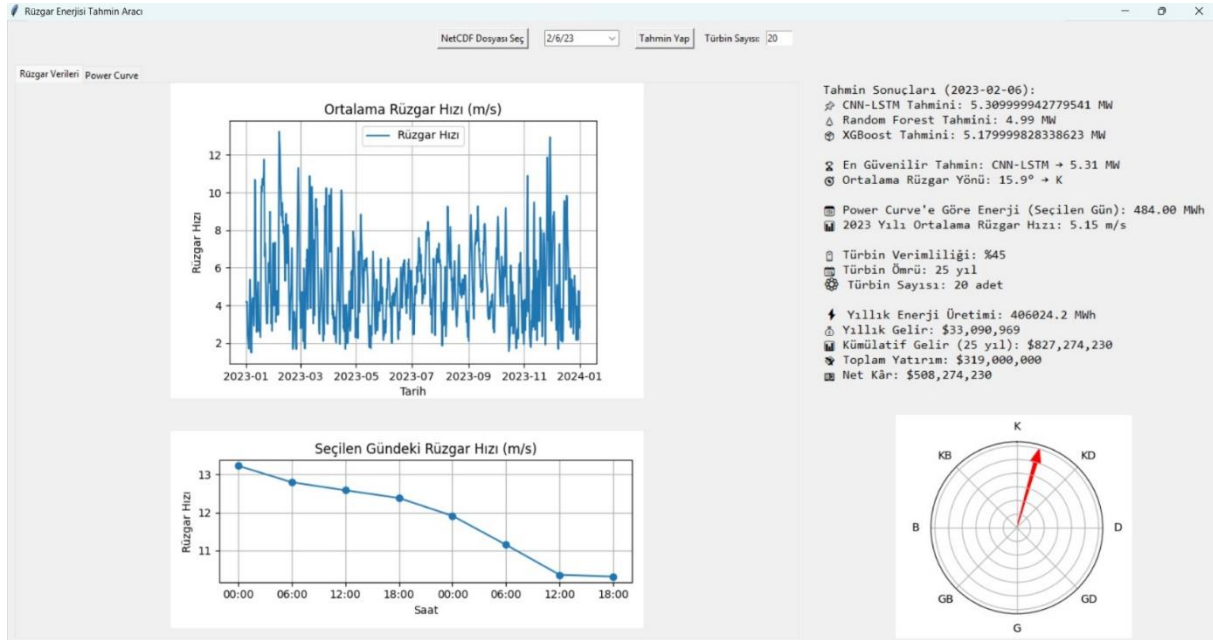
## 5. Kullanıcı Arayüzü (GUI) Geliştirme

Uygulamanın yalnızca teknik uzmanlar tarafından değil, genel kullanıcı kitlesi tarafından da kullanılabilir olması hedeflenmiştir. Bu amaçla Python tabanlı Tkinter kütüphanesi kullanılarak bir grafiksel kullanıcı arayüzü (GUI) geliştirilmiştir. Bu arayüz sayesinde kullanıcılar NetCDF formatındaki ERA5 verilerini doğrudan yükleyebilmekte ve seçilen güne ait tahmin sonuçlarını alabilmektedir.

Geliştirilen kullanıcı arayüzü, kullanıcıların model seçimi yapabilmesine, belirli bir tarih aralığına göre tahmin talep edebilmesine ve elde edilen sonuçları grafiksel olarak görüntüleyebilmesine olanak tanımaktadır. Bununla birlikte, sistem yalnızca tahmin değerlerini sunmakla kalmayıp, bu değerler doğrultusunda yıllık toplam enerji üretimi ve ekonomik gelir hesaplamalarını da otomatik olarak gerçekleştirmektedir. Bu özellikler sayesinde arayüz, enerji planlaması açısından önemli bir karar destek aracı işlevi görmektedir. Şekil 6’da arayüzün genel görünümü ve kullanıcı ile etkileşim süreçleri detaylandırılmıştır.

Sistem, kullanıcı dostu yapısı ve bütünsel veri akışıyla birlikte yalnızca akademik değerlendirmeler için değil, aynı zamanda gerçek saha uygulamalarında da etkin bir şekilde

kullanılabilir niteliktedir. Bu yönüyle geliştirilen GUI, modellerin operasyonel süreçlere entegrasyonu açısından önemli bir adım niteliği taşımaktadır.



### 3.RESULTS & DISCUSSION

Bu bölümde, geliştirilen üç farklı modelin (CNN-LSTM, Random Forest, XGBoost) test verisi üzerindeki performansları karşılaştırmalı olarak ele alınmakta, grafiksel sonuçlar ve metrik değerler üzerinden değerlendirme yapılmaktadır. Ayrıca model çıktılarının anlamlılığı, genel eğilimleri takip edebilme yeteneği ve karar destek açısından güvenilirliği tartışılmaktadır.

Öncelikle CNN-LSTM modeli, doğrulama aşamasında elde ettiği  $MAE=0.317$  ve  $RMSE=0.415$  değerleriyle diğer modellerden ayrılmıştır. Bu düşük hata değerleri, modelin hem kısa hem uzun dönemli öngörülerde başarılı olduğunu ortaya koymaktadır. Şekil 4'te görüldüğü üzere, tahmin eğrisi ile gerçek değerler büyük ölçüde örtüşmekte, model genel üretim eğilimlerini başarılı biçimde takip etmektedir.

Performans karşılaştırması açısından bakıldığında, üç modelin MAE ve RMSE değerleri Şekil 5'te sunulmuştur. Bu grafik, modeller arası hata farklarını görsel olarak ortaya koymakta ve CNN-LSTM'nin üstünlüğünü pekiştirmektedir. Random Forest ve XGBoost modelleri de rekabetçi sonuçlar üretmiş olmakla birlikte, özellikle zamansal bağlamı güçlü şekilde öğrenmesi gereken durumlarda CNN-LSTM'nin daha isabetli tahminler yaptığı görülmüştür.

Model çıktılarının açıklanabilirliği ise SHAP analizleriyle desteklenmiş, korelasyon analizi ile de doğrulanmıştır. Bu çift yönlü yaklaşım, hem öznelite seçiminde mantıklı sonuçlar elde edildiğini hem de modelin bu bilgileri doğru şekilde kullandığını göstermektedir. Ayrıca SHAP analizine göre rüzgar hızının geçmiş zamanlardaki değeri, tüm modellerde tahmin sürecinde baskın etken olmuştur.

Sonuç olarak, geliştirilen sistem yalnızca yüksek doğruluklu tahminler yapmakla kalmamış, aynı zamanda kullanıcı arayüzü (GUI) üzerinden sade ve uygulanabilir bir şekilde enerji tahmini ve yıllık üretim-gelir analizleri yapma imkânı sunmuştur. Bu bütünsel yapı, çalışmanın hem akademik hem de sektörel uygulamalarda değerli bir karar destek sistemi olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

### 4.CONCLUSION

Bu çalışma, ERA5 meteorolojik verileri kullanarak rüzgar enerjisi üretiminin tahminine yönelik bir derin öğrenme ve makine öğrenmesi temelli yaklaşım sunmuştur. Geliştirilen CNN-LSTM, Random Forest ve XGBoost modelleri, farklı yapısal avantajları ile değerlendirilmiş ve

karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, özellikle zaman serisi içindeki zamansal örüntüleri öğrenme kapasitesi sayesinde CNN-LSTM modelinin öne çıktığını göstermiştir.

Model performansı yalnızca MAE ve RMSE gibi hata metrikleriyle değil, aynı zamanda SHAP analizi ile açıklanabilirlik düzeyinde de değerlendirilmiştir. Böylece, tahmin sonuçlarının doğruluğunun yanında, modellerin hangi özniteliklere dayanarak karar verdiği de anlaşılabilir hale gelmiştir. Bu durum, özellikle enerji sektöründe karar vericilere güven veren ve veri tabanlı politika üretimini destekleyen bir yapı sunmaktadır.

Ek olarak, geliştirilen Tkinter tabanlı grafiksel kullanıcı arayüzü sayesinde, modeller yalnızca akademik seviyede kalmamış, sahada kullanılabilir hale getirilmiştir. Kullanıcılar sisteme veri yükleyip seçili gün için tahmin alabilirken aynı zamanda üretim ve yatırım analizleri de gerçekleştirebilmektedir.

Sonuç olarak bu çalışma, yenilenebilir enerji kaynaklarının daha etkin planlanması ve enerji üretim süreçlerinin daha verimli hale getirilmesi için hem teknik doğruluğu yüksek hem de kullanıcı dostu bir çözüm sunmaktadır. Gelecek çalışmalarda, farklı iklim bölgeleri ve türbin konfigürasyonları için bu yapının genellenebilirliği incelenebilir.

## 5. REFERENCES

- [1] Liu, Z., Guo, H., Zhang, Y., & Zuo, Z. (2025). *A comprehensive review of wind power prediction based on machine learning: models, applications, and challenges*. *Energies*, 18(2), 350.
- [2] Abdelsattar, M., Ismeil, M. A., Menoufi, K., AbdelMoety, A., & Emad-Eldeen, A. (2025). *Evaluating machine learning and deep learning models for predicting wind turbine power output from environmental factors*. *PLOS ONE*, 20(1), e0317619.
- [3] Kazmi, S., Gorgulu, B., Cevik, M., & Baydogan, M. G. (2023). *A concurrent CNN-RNN approach for multi-step wind power forecasting*. arXiv preprint.
- [4] Durap, A. (2025). *Interpretable machine learning for coastal wind prediction: Integrating SHAP analysis and seasonal trends*. *Journal of Coastal Conservation*, 29, 24.

## 6.CV

## ŞULE KARTAL



Ben Şule Kartal, yazılım mühendisliği 3. Sınıf öğrencisiyim. Yazılım geliştirme, siber güvenlik, web geliştirme alanlarına ilgi duyuyorum ve bu ilgi doğrultusunda bu alanlardaki bilgi ve yeteneklerimi sürekli olarak geliştiriyorum ve bu yolda kararlılıkla ilerliyorum. C, C++, Python, Java, C# gibi bir çok programlama dilinde bilgi sahibiyim. Bunun yanı sıra HTML ve CSS ile temel web tasarımı becerilerine de sahibim.

Siber güvenlik alanına özel bir ilgi duyuyorum ve bu alanda kendimi geliştirmek için çabalıyorum. Ofis programları, yapay zeka, yapay zeka algoritmaları konularında da eğitimler aldım ve bu eğitimlerin sonunda çeşitli sertifikalar kazandım.

İlgi alanlarım arasında siber güvenlik, yapay zeka bulunuyor. Hem bireysel hem de takım çalışmalarında etkili bir şekilde çalışarak öğrendiğim bilgileri gerçek projelerde uygulamayı hedefliyorum. Amacım hem yazılım mühendisliği hem de siber güvenlik alanında değer üretebilecek çözümler geliştirmek.

## EMİNE ESRA ÇETİN



Ben Emine Esra Çetin, yazılım mühendisliği 3. Sınıf öğrencisiyim. Yazılım geliştirme alanına ilgi duyuyorum ve özellikle frontend ile backend teknolojileri üzerine yoğunlaşarak ileride bir full-stack developer olmayı hedefliyorum. C, C++, Python, Java, C#, HTML ve CSS gibi programlama dillerinde bilgi sahibiyim. Temel seviyede Unity de kullandım.

Aynı zamanda görsel programlama, yapay zekâ ve yazılım mimarisi konularına özel bir ilgi duymaktayım. Bu alanlarda çeşitli projeler geliştirerek hem bireysel hem de ekip çalışmalarında aktif roller üstlendim. Takım çalışmasına yatkın yapım sayesinde iş birliği gerektiren ortamlarda etkili iletişim kurarak ortak hedeflere ulaşmada önemli katkılar sundum. Bireysel olarak ise sorumluluk almayı ve problemi analiz ederek çözüm üretmeyi seven bir yapıya sahibim.

Edindiğim sertifikalarla teorik bilgimi pekiştirdim, pratik uygulamalarla geliştirdim. Öğrenmeye açık, disiplinli ve teknolojiye meraklı biri olarak modern yazılım trendlerini yakından takip ediyor, kendimi sürekli olarak geliştirmeye özen gösteriyorum.

## DİLARA KURTUL



Ben Dilara Kurtul, Yazılım Mühendisliği 3. sınıf öğrencisiyim. Yazılım geliştirme alanında kendimi geliştirmekteyim ve özellikle web teknolojilerine yoğun ilgi duymaktayım. Hem fronted hem de backend geliştirme konularında çalışarak ileride tam yetkin bir geliştirici olmayı hedefliyorum. HTML, CSS, JavaScript, C#, Python,, C, C++ ve Java dilleri üzerinde bilgi sahibiyim ve çeşitli web projelerinde aktif olarak görev aldım.

Görsel programlama, web tasarımı ve yazılım mimarisi üzerine çalışmalar yaptım. Takım çalışmalarında sorumluluk almayı, etkili iletişim kurmayı ve iş birliği içinde ilerlemeyi önemsiyorum. Bireysel olarak ise karşılaştığım sorunlara analitik bir yaklaşımla çözüm üretmeyi seven, öğrenmeye açık ve disiplinli bir yapıya sahibim. Hedefim, web yazılımı alanında uzmanlaşarak bu alanda üretken ve güçlü bir kariyer oluşturmaktır.

## GİTHUB ADRESLERİ

<https://github.com/sulekartal>

<https://github.com/eessrac>

<https://github.com/DilaraKurtul>

[https://github.com/sulekartal/CNN-LSTM-ile-Ruzgar-Enerjisi-Tahmini/tree/main/yazilim\\_gelistirme](https://github.com/sulekartal/CNN-LSTM-ile-Ruzgar-Enerjisi-Tahmini/tree/main/yazilim_gelistirme)

## Youtube Linki

[https://www.youtube.com/watch?v=n\\_4dsxpmHsk](https://www.youtube.com/watch?v=n_4dsxpmHsk)