Graph Neural Network (GNN) İLE DNI TAHMİNİ

Batuhan Bayır / 210541079 Burak Erden / 230541163

github poster : https://github.com/B-E-B-B/POSTERLER

1.ÖZET ve AMAÇ

Temiz enerji, global ekonomi ve sürdürülebilirlik için hayati öneme sahiptir. Küresel enerji yatırımları, 2024 yılında ilk kez 3 trilyon ABD dolarını aşacak ve bunun 2 trilyon ABD doları temiz enerji teknolojileri ve altyapısına ayrılacaktır. 2020 yılından bu yana temiz enerjiye yapılan yatırımlar hızlandırılmıştır ve yenilenebilir enerjiye, şebekeler ve depolamaya yapılan harcamalar artık petrol, gaz ve kömüre yapılan toplam harcamalardan daha yüksek seviyeye ulaşmıştır.[1] Solar enerjiye yapılan yatırımlar ise bilhassa daha önemli hale gelmiştir. Güneş fotovoltaik (PV) teknolojisine yapılan enerji sektörü yatırımlarının, 2024 yılında 500 milyar ABD dolarını aşarak diğer tüm enerji üretim kaynaklarını geride bırakması öngörülmektedir. 2023 yılında, rüzgar ve güneş PV'ye yapılan her bir dolar yatırım, on yıl önce aynı teknolojilere yapılan yatırımla kıyaslandığında 2,5 kat daha fazla enerji üretimi sağlamıştır. [1] Solar radyasyon tahmini, özellikle büyük ölçekli güneş enerjisi santralleri söz konusu olduğunda, solar enerji sistemlerinin tasarımı, işletilmesi ve optimizasyonunda önemli bir unsurdur. Bu santrallerin teknik ve ekonomik fizibilitesini değerlendirmek için en önemli değişken DNI(Direct normal solar irradiance)'dır. DNI, güneşin konumuna dik (normale) bir yatay düzleme düşen ışınımdır. [2] Bu nedenle, DNI tahmini yapmak, solar enerji sistemleri için çok önemlidir ve bu tahminlerin doğruluğu, enerji üretim kapasitesinin ve ekonomik verimliliğin belirlenmesinde kritik rol

Bu çalışmanın amacı, bir GNN modeli kullanarak gelecekteki DNI tahminlerinin doğruluğunu artırmak ve bu tahminlerin güneş enerjisi sistemlerinin verimliliğini nasıl etkilediğini ortaya koymaktır. Bu yaklaşım, güneş enerjisi projelerinin teknik ve ekonomik fizibilitesini daha güvenilir bir şekilde değerlendirmemizi sağlayacaktır.

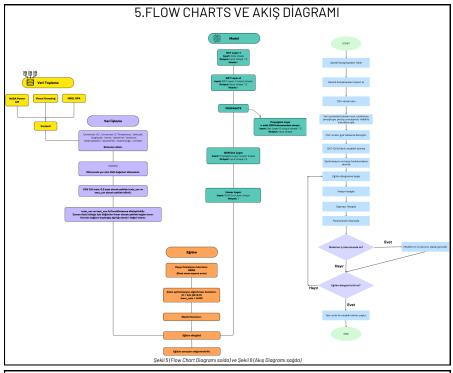
2.KAPSAM

Bu projenin kapsamı, Graf Neural Network (GNN) modeli kullanarak Direct Normal Solar Irradiance (DNI) tahminlerinin doğruluğunu artırmaktır. Proje için kullanılan veri elazığ bölgesindeki bir konumun 2023 yaz aylarının 1 saatlik aralıklarla alınan zaman serisidir. Kullanılan veri kaynakları şunlardır:

- 1. NASA POWER API: Güneş ışınımı ve özellikle DNI verileri için ana kaynak. <u>NASA POWER API</u>
- 2. NREL SPA: Güneşin konumunu belirlemek için kullanılan Güneş Pozisyonu Algoritması. (yükseliş açısını bu algoritma ile hesapladık) <u>NREL SPA</u>
- Elazığ Havalimanı İklim Verileri: Hava koşulları ve DNI arasındaki ilişkiyi incelemek için kullanılan çeşitli iklim verileri. <u>Visual Crossing</u> <u>Weather</u>

Bu çalışmada geliştirilen Graph Neural Network (GNN) modeli, üç ana katman kullanılarak tasarlanmıştır: Graph Attention Network (GAT), Graph Convolutional Network (GCN) ve Lineer katman. GAT, dikkat mekanizmasıyla önemli düğümleri seçer; GCN, bu düğümlerin özelliklerini kullanarak node embedding oluşturur; Lineer katman ise tahmin yapar. Model, dinamik katman yapılandırması ve hiperparametrelerle esneklik sunar, 0.25 dropout oranı, RMSE kayıp fonksiyonu ve Adam optimizasyon algoritmasıyla eğitilmiştir.

4.GRAPHICAL ABSTRACT Data Collection Garvarda Graph Data GAT-GCN Hibrit model Spekil 4 (Graphical Abstract)

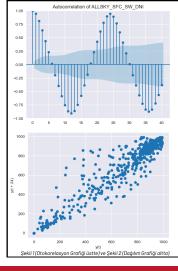


6.MODEL VE EKSİKLİKLER

Bu çalışmada, güneş ışınımının (DNI) tahmini için geliştirilen Graph Neural Network (GNN) modelleri, üç ana katman kullanarak inşa edilmiştir: Graph Attention Network (GAT), Graph Convolutional Network (GCN) ve Lineer katmanlar. GAT katmanı, attention mekanizması aracılığıyla düğümün komşuları arasından en önemli olanları seçerken, GCN katmanı komşu düğümlerin özelliklerini birleştirerek düğüm gömülmesini (embedding) gerçekleştirir. Lineer katman ise elde edilen gömülme üzerinden tahmin yapılmasını sağlar. Modelin katmanları dinamik olarak eklenebilir veya çıkarılabilir, bu esneklik sayesinde farklı veri setleri üzerinde kolayca uygulanabilir.

Modelin geliştirilmesi sırasında kullanılan veri seti, graf yapısına dönüştürülmek üzere iki farklı yöntemle işlenmiştir: 'Subgraphs' ve 'Zaman Serisi'. Her iki yöntem, verileri farklı graf yapılarına dönüştürerek modelin girdi katmanının bu yapıları işleyebilmesi için güncellemeler gerektirmiştir. Ancak, modelin ilk uygulamalarında düğüm sayısının azalması gibi sıkıştırma sorunları yaşanmış ve bu da veri kaybına yol açmıştır. Yeni düzenlemelerle bu sorunlar giderilmiş ve model, graf yapısı ve boyutundan bağımsız olarak çalışabilir hale getirilmiştir.

Model, RMSE (Root Mean Squared Error) kayıp fonksiyonu ve Adam optimizasyon algoritması kullanılarak eğitilmiştir. Ancak, modelin gradiyan hesaplamaları sırasında karşılaşılan teknik sorunlar, veri setinin graf verisine dönüştürülmesi ve kenar ağırlıklarının dinamik güncellenmesi üzerine odaklanılmasını gerektirmiştir. Bu sorunların çözülmesiyle modelin DNI tahminlerindeki sapmaların azaltılması hedeflenmektedir. [3] (Uygulama ve data Prof. Dr. Resul Daş hocamızın bulunduğu github organizasyonunda yer almaktadır)

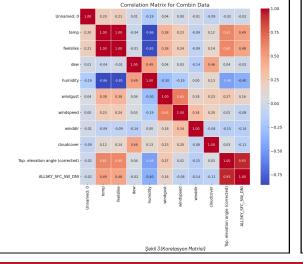


3.EDA

Otokorelasyon Grafiği (şekil 1): DNI'ın önceki değerlerle güçlü ve düzenli periyotlarla tekrar eden bir ilişkisi olduğunu gösteren, zaman içindeki otokorelasyonu ifade eden grafik.

Dağılım Grafiği (şekil 2) : Bir gün önceki DNI değerlerinin ilişkisini ifade eder. zaman serisinin durağanlığını gösterir.

Korelasyon Matrisi:(şekil 3) bu korelasyon matrisinde DNI verisini en çok Yükseliş açısı ile pozitif bir ilişkisi olduğunu görüyoruz. ayrıca nem değeri ile çok güçlü olmasa da negatif bir korelasyon mevcut.



7.KAYNAKÇA

[1] https://www.iea.org/reports/world -energy-investment-2024

https://pubs.aip.org/aip/sci/article /2024/7/071105/3265578/Estimatin g-solar-irradiance-to-predictcrop-yield

https://github.com/B-E-B-B/GNN-Jupyter

8.İLETİŞİM

tel batu: +90 0552 730 05 40 Email batu: bbayir686@gmail.com tel burak: +90 0532 419 29 67 Email burak: b.erdenn01@gmail.com