

Atf İçin: Karatekin C, Başaran T, 2022. Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Enerjisi Fiyatının Veri Analizi İle Tahmin Edilmesi. İğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 12(4): 2075 - 2084.

To Cite: Karatekin C, Başaran T, 2022. Forecasting the Day Ahead Electricity Energy Price By Using Data Analysis Methods. Journal of the Institute of Science and Technology, 12(4): 2075 – 2084.

Gün Öncesi Piyasasında Elektrik Enerjisi Fiyatının Veri Analizi İle Tahmin Edilmesi

Canan KARATEKİN^{1*}, Tanju BAŞARAN¹

ÖZET: Bu çalışmada, Türkiye gün öncesi elektrik piyasasında, elektrik enerjisi fiyat tahmini için en uygun tahmin yöntemin belirlenmesi ve seçilen yöntemin gerçek veriler kullanılarak test edilmesi amaçlanmıştır. Elektrik enerjisi fiyatının tahmin edilebilmesi için lineer regresyon, polinomiyal regresyon, yapay sinir ağları, XGBoost analiz yöntemi olmak üzere dört farklı tahmin yöntemi ile Python programlama dilinde tahmin modelleri oluşturulmuştur. Modellerin, düşük sapmalar ile tahminlerde bulunabilmeleri, fiyattaki kısa vadeli değişikliklere hızlıca tepki verebilmeleri, çalışma sürelerinin kısa olması hedeflenmiştir. Enerji Piyasaları İşletme (EPIAŞ) Şeffaflık Platformundan elde edilen gerçek veriler ile modellerin eğitilmesi ve test edilmesi gerçekleştirilmiştir. Analiz için kullanılan veriler; gün öncesi saatlik Piyasa Takas Fiyatı (PTF) verileri ve her bir elektrik üretim kaynağı için saatlik üretim verileridir. Kullanılan veriler, 2015-2020 yılları arasında kapsayan saatlik veriler olup yaklaşık 40.000 satırdan oluşan oldukça geniş bir veri kümesidir. Yöntemlerde kullanılan test verileri, homojen dağılım sağlanması için beş yıllık veri içinden rastgele seçilmiştir. Türkiye elektrik enerjisi piyasasının dinamik yapısı göz önünde bulundurularak gerçek değerler ve tahmini değerler hem grafiksel olarak hem de ortalama karesel hata oranları (RMSE) metriği ile dört yöntem için karşılaştırılmıştır. Ayrıca dört tahmin yöntemi, çalışma süreleri bakımından da karşılaştırılmıştır. Hem hata tahmin oranları hem de çalışma süreleri birlikte değerlendirildiğinde XGBoost modelinin en uygun tahmin modeli olduğu görülmüştür. Tutarlı fiyat tahminleri yapmak, hem elektrik üreticilerinin hem de büyük kapasiteli tüketicilerin doğru arz ve talep teklifleri sunmasına ve elektrik fiyatlarının piyasası yapısı içinde hassas bir şekilde belirlenmesine olanak sağlayacaktır.

Anahtar Kelimeler: Elektrik fiyat tahmini, piyasa takas fiyatı, gün öncesi elektrik piyasası, lineer regresyon, yapay sinir ağları, XGBoost yöntemi

Forecasting the Day Ahead Electricity Energy Price By Using Data Analysis Methods

ABSTRACT: In this study, it is aimed to determine the most suitable method for electricity price forecasting in the Turkish day ahead electricity market and to test the selected method using real data. In order to forecast the electricity price, forecasting models were created in Python programming language with four different forecasting methods: linear regression, polynomial regression, artificial neural networks, XGBoost analysis method. It is aimed that models can make predictions with low deviations, react quickly to short-term changes in price, and have short running times. Models were trained and tested with real data obtained from the Energy Markets Operations (EPIAŞ) Transparency Platform. The data used for analysis is hourly Market Clearing Price (MCP) data and hourly energy production data for each electricity generation source. The data used is hourly data covering the years 2015-2020 and is a large dataset consisting of approximately 40,000 rows. The test data used in the methods were randomly selected from five years of data to ensure a homogeneous distribution. Considering the dynamic structure of the Turkish electricity energy market, actual values and estimated values are compared both graphically and with the mean square error rates (RMSE) metric for four forecasting methods. In addition, the four forecasting methods were compared in terms of running times. When both estimation error rates and running times are evaluated together, XGBoost model was found to be the most appropriate estimation model. Making consistent price estimations will enable both electricity producers and large-capacity consumers to provide accurate supply offers and demand bids and to determine electricity prices precisely within the electricity market structure.

Keywords: Electricity price forecasting, market clearing price, day ahead electricity market, linear regression, artificial neural networks, extreme gradient boosting

¹ Canan KARATEKİN ([Orcid ID: 0000-0003-1241-3956](https://orcid.org/0000-0003-1241-3956)), Tanju BAŞARAN ([Orcid ID: 0000-0003-3005-8134](https://orcid.org/0000-0003-3005-8134)), İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik Elektronik Fakültesi, Elektrik Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Canan KARATEKİN, e-mail: karatekin@itu.edu.tr

GİRİŞ

Türkiye’de elektrik üretim, iletim ve dağıtımını 1990’lı yılların başına kadar tek bir kurum tarafından gerçekleştirilmekte iken yıllar içerisinde yapılan çeşitli özelleştirmeler ile üretim, iletim ve dağıtım sektörleri birbirinden ayrılmış ve elektrik sektöründe birçok kurum, firma, düzenleme ile birlikte yeniden bir yapılandırma yoluna gidilmiştir (Şenocak, 2018). Bu çeşitlilikten meydana gelen rekabet ortamı sebebiyle elektrik piyasalarına dâhil olan firmalar, uygun fiyat, arz ve talep teklifleri sunabilmek için tutarlı öngörülerde bulunmak durumundadırlar. Yapılan öngörüler, elektrik satış fiyatının belirlenmesi dışında üretim kapasitesinin planlanması ve ileriye dönük yatırım stratejileri geliştirilmesi amacıyla da kullanılmaktadır (Maryasin and Lukashov, 2020). Bu sebeple, başarılı fiyat tahminlerinde bulunmak üretici ve tüketici tüm katılımcılar için oldukça büyük önem arz etmektedir. Elektrik piyasa işletme (EPIAŞ), elektrik piyasasının işletiminden sorumlu kurumdur. Kurumun temel faaliyetleri; vadeli elektrik piyasası ve gün içi piyasasının işletilmesi, uzlaştırma yönetimi ve piyasa verilerinin derlenip yayınlanması görevlerinin etkin, tarafsız, şeffaf ve güvenilir şekilde yerine getirilmesidir. Piyasa katılımcıları için adil ve güvenilir referans fiyatlarının belirlenmesi ve diğer elektrik piyasaları ile anlaşmalar yapılarak ülkeler arası enerji ticaretine olanak sağlanması kurumun temel faaliyet amaçları arasındadır. EPIAŞ tarafından her gün, bir sonraki günün saatlik bazda tahmin edilen talep verileri yayınlanmaktadır. Piyasa katılımcıları, bu verileri göz önünde bulundurarak bir sonraki gün için fiyat tekliflerini yapmaktadırlar. Alınan fiyat teklifleri doğrultusunda referans elektrik fiyatı belirlenir. Belirlenen referans fiyatı, sundukları teklif için yeterli olan katılımcılar bir sonraki gün için üretime dâhil olurlar ve bu doğrultuda üretim planlamalarını yaparlar. EPIAŞ şeffaflık platformu aracılığıyla geçmiş piyasa verileri, üretim verileri ve tüketim verilerine ulaşılabilir. Bu çalışma kapsamında kullanılan verilerin tamamı bu platform aracılığıyla sağlanmıştır. Literatürde elektrik piyasalarında, piyasa takas fiyatı (PTF) tahmini için birçok farklı yöntem kullanıldığı görülmektedir. Anbazhagan ve ark. (2012) yılında yaptıkları çalışmalarında yük talebi ile elektrik fiyatı arasındaki güçlü bağımlılığı göz önünde bulundurarak çok katmanlı sinir ağlarından oluşan geri yayımlı bir tahmin modeli oluşturmuşlar ve modelin trende uygun günlerde oldukça iyi tahmin yaptığını gözlemlemişlerdir. Ancak ani değişim yaşanan günlerde modelin öngörülerinde bozulmalar yaşandığından, modelin tahminlerinde hafta içi %16, haftasonu ise %20 hata payı gözlemlenmiştir. Tahminlerin, bulanık mantık, sinir ağları ve dinamik kümeleme gibi çeşitli tekniklerin birleştirilmesiyle iyileştirilebileceği sonucuna varmışlardır. Ferreira ve ark. (2019) yapmış oldukları çalışma ile çeşitli değişkenlerin elektrik fiyatı üzerindeki etkisini çoklu doğrusal regresyon analizi yoluyla modellemeye çalışmışlardır. Model tahminlerinin başarısı, ortalama mutlak yüzde hata metriği ile incelendiğinde 2018 yılı İspanya elektrik fiyatı tahmininin %6.45 hata ile gerçekleştiğini gözlemlemişlerdir. Nargale ve Patil (2016) tarafından yürütülen çalışmada yeniden yapılandırılmış elektrik piyasası ortamında, elektriğin kısa vadeli fiyat tahmini için tarihsel fiyat verilerini kullanan bir yapay sinir ağı (YSA) modeli tasarlamışlardır. Önerilen YSA modeli giriş katmanı, iki gizli katman ve çıktı katmanından oluşan dört katmanlı bir sinir ağıdır. Farklı bir döneme ait veriler ile oluşturulan modelin performans değerlendirilmesi yapılmıştır. Performans testi sonucuna göre seçilen günler için modelin yapmış olduğu tahminlerin ortalama mutlak yüzde hatası %14.35 ile %18.61 arasında değişmektedir. Tahmin modelinin performansının, fiyat oynaklığını etkileyen çeşitli parametreler dikkate alınarak ve daha fazla tarihsel veri kullanarak geliştirilebileceği sonucuna varılmıştır. Bu çalışmada ise, diğer ülke piyasalarından farklı bir modele sahip olan Türkiye elektrik piyasasına özgü, en uygun fiyat tahmini yöntemi seçilebilmesi amacıyla dört tahmin yöntemi incelenmiş ve Python programlama dilinde tahmin modelleri oluşturulmuştur. EPIAŞ (Enerji Piyasaları İşletme A.Ş.)

Şeffaflık Platformundan elde edilen gerçek veriler ile analizler gerçekleştirilmiştir. Analiz sonuçları, ortalama karesel hata oranları (RMSE) metriği ile yorumlanarak modellerin tutarlılığı test edilmiştir. Kullanılan veriler, 2015-2020 yılları arasını kapsayan saatlik gerçek veriler olup yaklaşık 40.000 satırdan oluşan oldukça geniş bir veri kümesidir.

MATERYAL ve METOT

Piyasa Takas Fiyatı (PTF) tahmini için geçmişten bu yana birçok farklı yaklaşım geliştirilmiştir. Bu çalışmada ise lineer regresyon yöntemi, polinomiyal regresyon yöntemi, yapay sinir ağları (YSA) yöntemi ve XGBoost yöntemi ile elektrik fiyat tahmini yapılmıştır.

Lineer Regresyon Yöntemi

Bu yöntemde amaç, veri dağılımına göre en uygun doğru denklemini bularak bu denklem yardımı ile farklı bağımsız değişkenler için bağımlı değişkeni tahmin etmeye dayanır. Eşitlik 1. de k boyutlu bir uzayda çoklu lineer regresyon metoduyla oluşturulacak doğrunun denklemine yer verilmiştir.

$$y = w_0 + w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + \dots + w_k * x_k + \varepsilon = \sum_{j=0}^k w_j * x_j + \varepsilon \quad (1)$$

Burada w_0 doğrunun y eksenine ile kesiştiği noktayı temsil ederken diğer w değerleri x parametrelerinin bağımlı değişkene etki etme ağırlıklarını temsil etmektedir. Denklemden, ε asıl değerden sapmayı temsil ediyor olup uygun katsayılar kullanılarak ε mümkün olduğunca küçük tutulmaya çalışılmaktadır (Balcı ve ark., 2012).

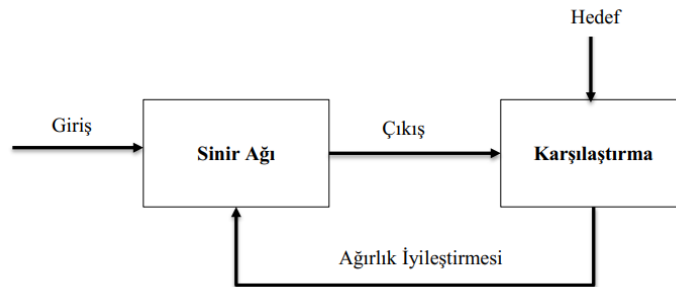
Polinomiyal Regresyon Yöntemi

Polinomiyal regresyon, iki veya daha fazla değişken arasındaki ilişkiyi eğrisel bir bağıntıya dönüştürerek inceleyen bir istatistiksel yöntemdir. Lineer regresyonda bağımlı değişken ve bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişki kurulmaktadır. Değişkenler arasındaki bağıntı bir doğru değil de eğriye daha yakın ise bu durumda değişkenler arasındaki ilişkiyi polinomiyal regresyon ile açıklamak daha uygun olacaktır. Eşitlik 2. de k adet bağımsız değişken barındıran bir eğrinin denklemine yer verilmiştir.

$$y = w_0 + w_1 * x_1 + w_2 * x_2^2 + \dots + w_k * x_k^k + \varepsilon = \sum_{j=0}^k w_j * x_j^j + \varepsilon \quad (2)$$

Yapay Sinir Ağları Yöntemi

Yapay sinir ağları (YSA) yöntemi insan beynindeki sinir ağlarından esinlenerek oluşturulmuş çok katmanlı, bilgi depolayabilen ve depoladığı bilgiyi kullanabilen bir yapıdan meydana gelmektedir. Tıpkı insan beyninde olduğu gibi YSA'da da nöronlar bulunmaktadır ve bu nöronlar çeşitli ağırlık katsayıları ile farklı kombinasyonlarda birbirlerine bağlıdır. Model bir öğrenme algoritması aracılığıyla kendisine sunulan veriyi düzenler ve bu verilerden çıkarım yaparak nöronlar arasındaki ağırlık katsayılarını yeniden oluşturur (Şenocak, 2018).



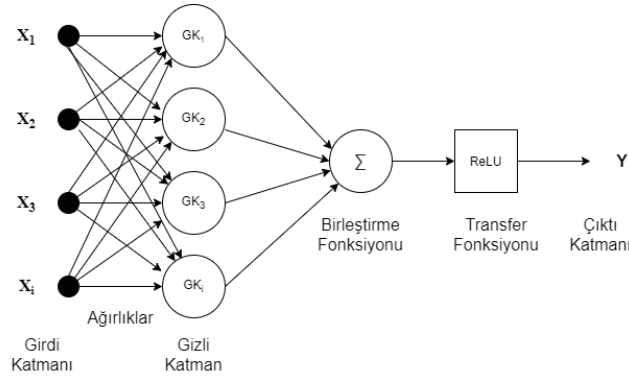
Şekil 1. Bir sinir ağının akış diyagramı

Yapay sinir ağlarında öğrenme

Öğrenme aşamasında model, üretilen çıktı ile gerçek çıktı arasındaki hatanın en aza indirilmesi için her yinelemede ağırlık ve sapma değerlerini yeniden ayarlamaktadır (Catalão et al., 2007). Bu sebeple öğrenme, bir optimizasyon süreci gerektirmektedir. Optimizasyon süreci, kabul edilebilir bir yakınsama değerine ulaşmaya kadar tekrar edilmektedir. Öğrenme süreci tamamlanıp ağırlıklar ve sapmalar belirlendikten sonra oluşturulan model daha önce hiç görmediği bir veri seti ile test edilir. Oluşturulan model test verileri ile istenilen doğrulukta tahmin yapamıyor ise parametreler kontrol edilerek gerekli iyileştirmeler yapılmalıdır.

Yapay sinir ağları çeşitleri

Yapay sinir ağları içerdikleri gizli katman sayısına göre tek katmanlı ve çok katmanlı, nöronlar arası bağlantı yapılarına göre ise ileri beslemeli veya geri beslemeli olarak sınıflandırılmaktadır. Gizli katmanların temel görevi, girdi katmanından alınan veriler ile yüksek mertebeli matematiksel işlemler yaparak bu verileri işlemektir (Nargale and Patil, 2016). İleri beslemeli sinir ağı mimarisinde nöronlar arasında döngüler bulunmazken, geri beslemeli sinir ağlarında geri beslemeler sebebiyle döngüler bulunmaktadır. İleri beslemeli ağlar genellikle tahmin için tercih edilirken, geri beslemeli ağlar örüntü sınıflandırma ve gruplamada tercih edilmektedir (Chen, 2016). Şekil 2’de tek gizli katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağının yapısı gösterilmektedir.



Şekil 2. Yapay Sinir Ağı Yapısı (Var ve Türkay, 2014)

Yapay sinir ağı katmanları

Yapay sinir ağı modelleri temel olarak girdi katmanı, gizli katmanlar, birleştirme fonksiyonu, transfer(aktivasyon) fonksiyonu ve çıktı katmanından oluşmaktadır. Girdi katmanında modele verilecek veri sayısı kadar nöron bulunmaktadır ve bu katmanda verilerde bir değişiklik yapılmaz. Ardından veriler ağırlık katsayıları ile çarpılarak gizli katman ya da katmanlara aktarılır. Gizli katmanın yapısı modelde kullanılacak tekniğe göre değişkenlik göstermektedir. Bu katmanın temel işlevi aktarılan veriyi çeşitli fonksiyonlar ile işleyerek birleştirme fonksiyonuna aktarmaktır. Gizli katmandaki nöron sayısının doğru belirlenmesi modelin başarısı için büyük önem arz etmektedir. Eğer nöron sayısı çok az olursa ağ veriyi modellemek için yeterince esnek davranamaz. Buna karşılık çok fazla nöron kullanılırsa ağ öğrenme sırasında veriyi ezberler ve farklı verilerle tahmin yaparken başarılı sonuçlar ortaya koyamaz (Catalão et al., 2007). Veriler gizli katmanda işlendikten sonra birleştirme fonksiyonunda bir hücreye gelen net girdi hesaplanır. Bunu yapmak için en sık kullanılan yöntem her girdiyi kendi ağırlığı ile çarparak tüm sonuçları toplamaktır. Eşitlik 3. te, *NET* bir hücreye gelen net girdiyi, x girdi değerini, w bu değer ağırlığını ve n bir sinire giren toplam giriş değişkeni sayısını temsil eder.

$$NET = \sum_i^n w_i x_i \quad (3)$$

Veriler birleştirildikten sonra aktivasyon fonksiyonuna aktarılır. Aktivasyon fonksiyonu elde edilen net değeri işleyerek çıktıyı oluşturmaktadır. Tıpkı birleştirme fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da farklı yöntemler kullanılabilir (Şenocak, 2018; Aydın, 2018). Bu çalışmada hazırlanan model için ReLU aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Bu fonksiyonda gelen net girdi 0'dan küçük ise çıktı 0 olmakta, 0'dan büyük ise çıktı gelen net girdiye eşit olmaktadır.

XGBoost Yöntemi

XGBoost, karar ağaçları ile çalışan optimize edilmiş bir gradyan artırma kütüphanesidir (Zahid et al., 2019). Rassal orman algoritmasına bir hayli benzeyen bu yöntemde farklılık, son tahminin oluşturulma yönteminden kaynaklanmaktadır. XGBoost'ta son tahmin oluşturulurken, rassal ormandan farklı olarak tüm ağaçların doğrusal toplamı alınmaktadır ve her ağacın amacı kendinden önceki ağaçların artık hatasını en aza indirmektir (Aydın, 2018). Karar ağaçlarını oluştururken paralelizasyon yapması sayesinde oldukça hızlı çalışması, Lasso ve Ridge regresyonlarını kullanarak aşırı öğrenmenin önüne geçmesi, eksik değerler bulunan veri setlerinde başarılı sonuçlar vermesi ve disk alanını optimize ederek daha büyük verileri belleğe sığdırabilmesi gibi önemli avantajları bulunmaktadır (Zahid et al., 2019).

Karar ağaçları yöntemi

Karar ağacı, içerisinde çeşitli değerler barındıran bir veri kümesini, belirlenmiş kurallar çerçevesinde daha küçük kümeler ayırmak için oluşturulmuş bir yapıdır (Albayrak ve Yılmaz, 2009). Kurulan algoritma aracılığıyla bir ağaç yapısı oluşturularak ağacın yaprakları seviyesinde sınıf etiketleri, bu yapraklara giden ve başlangıç noktasından çıkan kollar ile de özellikler üzerindeki işlemler ifade edilmektedir (Aydın, 2018).

Rassal orman

Bu yöntemde, veri setinin sınıflandırılması sırasında birden fazla karar ağacı üretilerek sınıflandırma oranının yükseltilmesini amaçlanmaktadır (Aydın, 2018). Yöntemin adından da anlaşılacağı üzere algoritmada rasgele seçilen karar ağaçları ile bir karar ormanı oluşturulur ve bu ağaçlar ile analiz gerçekleştirilir. Dengesiz bir dağılım sergileyen, içerisinde eksik veri bulunan veya fazla sayıdaki değişkene ve sınıf etiketine sahip kategorik değişken içeren veri setlerinde rassal orman modelleri ile başarılı sonuçlar elde edilmektedir.

Gradyan artırma

Gradyan artırma algoritması yinelemeli olarak çalışmaktadır (Chen, 2016). Her bir yineleme ile modele yeni bir zayıf öğrenici eklenerek güçlü bir öğrenici elde edilmesini amaçlanmaktadır. Bununla beraber, modeldeki her bir ağaç kendisinden önce gelen ağaçtan öğrenerek sığ ağaçlardan oluşan bir topluluk oluşturulur. Algoritma her bir yinelemede hatayı en aza indirmek için modeli düzenler. En iyi sonuç elde edilinceye kadar her yinelemede modele yeni zayıf öğreniciler eklenir ve katsayılar yeniden düzenlenerek iyileştirme sağlanır.

BULGULAR VE TARTIŞMA

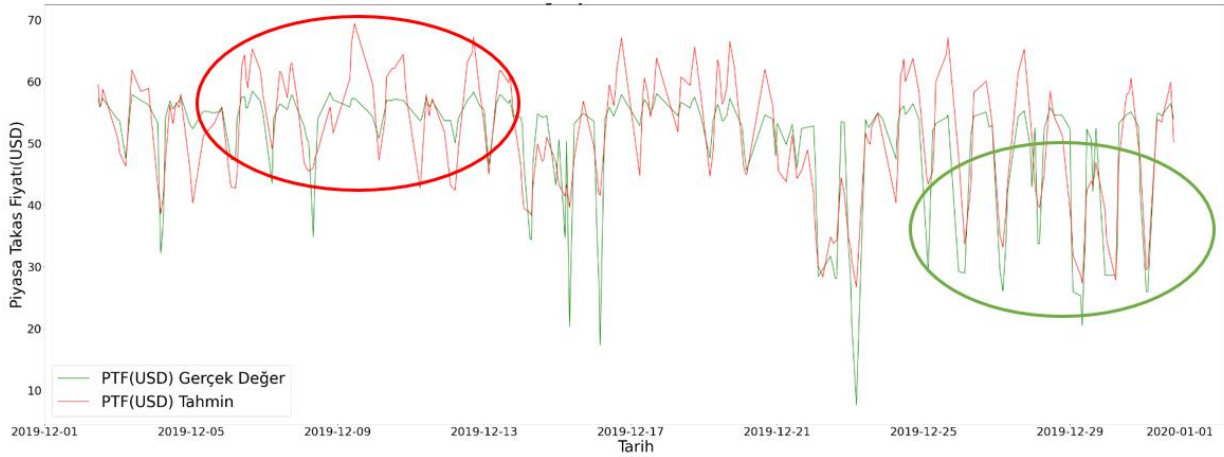
Çalışma kapsamında kullanılan veriler, EPIAŞ Şeffaflık Platformundan sağlanmış olup 2015-2020 yılları arası gün öncesi piyasasında saatlik piyasa takas verileri ve her bir üretim kaynağının saatlik üretim değerlerini kapsamaktadır. Zaman aralığı bir hayli geniş olduğundan grafik incelemesi 2019 yılının Aralık ayı değerleri göz önünde bulundurularak yapılmıştır. Bunun yanında çalışmada tahminlerin değerlendirilmesi için Eşitlik 4'te tanımlanan ortalama karesel hata (RMSE) metriğinden

faydalanılarak kullanılan modellerin 5 yıllık zaman aralığındaki tahmin başarıları hesaplanmıştır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Tahmin_i - Gerçek_i)^2}{N}} \quad (4)$$

Lineer Regresyon Modeli Sonuçları

Lineer regresyon modeli, zaman serilerinde tahmin yaparken oluşturulabilecek en temel modellerden bir tanesidir. Bu nedenle tahmin başarıları için bir referans noktası almak adına bu çalışmada da lineer regresyon modeline yer verilmiştir. Bu model ile elde edilen 2019 yılının Aralık ayına ait tahmin sonuçları Şekil 3'te paylaşılmıştır. Grafik incelendiğinde modelin bazı durumlarda anlık düşüşleri ve artışları öngörme konusunda iyi bir performans sergilediği ancak çoğu durumda gerçek fiyattan ortalama olarak 7-8 USD sapma ile tahmin yapabildiği görülmektedir. Grafik üzerinde yeşil ile işaretli bölgelerde model başarılı tahminlerde bulunmuştur. Kırmızı işaretli bölgelerde ise fiyat stabil seyrederken model oldukça farklı tahminlerde bulunmuş, gerçek fiyatta dalgalanmalar yaşanırken ise tahmin edilen fiyatlar daha stabil değerlerde seyretmiştir.



Şekil 3. 2019 Aralık Lineer Regresyon Modeli PTF tahminleri ve gerçek PTF



Şekil 4. 2019 Aralık Polinomial Regresyon Modeli PTF tahminleri ve gerçek PTF

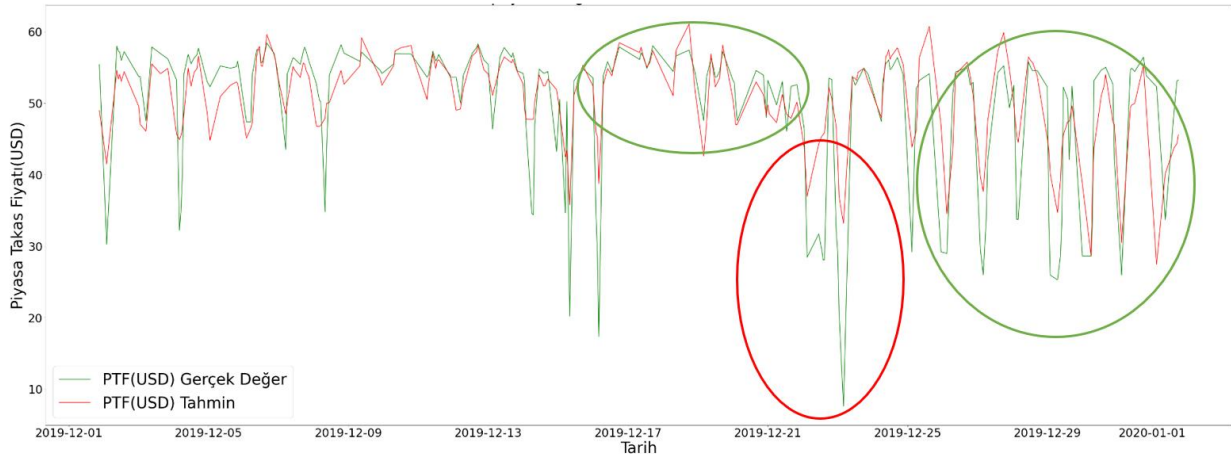
Polinomial Regresyon Modeli Sonuçları

Polinomial regresyon modeli değerlerin lineer olarak değişmediği zaman serilerinde lineer regresyon modeline alternatif olarak daha iyi sonuçlar ortaya koymaktadır. Bu nedenle YSA modeli ve XGBoost modeli denenmeden önce polinomial regresyon modeli ile tahmin yapılmış ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Şekil 4 incelendiğinde lineer regresyon modelinin aksine gerçek fiyatın stabil (grafik üzerinde yeşil işaretli bölgeler) olduğu zamanlarda tahminin daha tutarlı olduğu, keskin düşüş

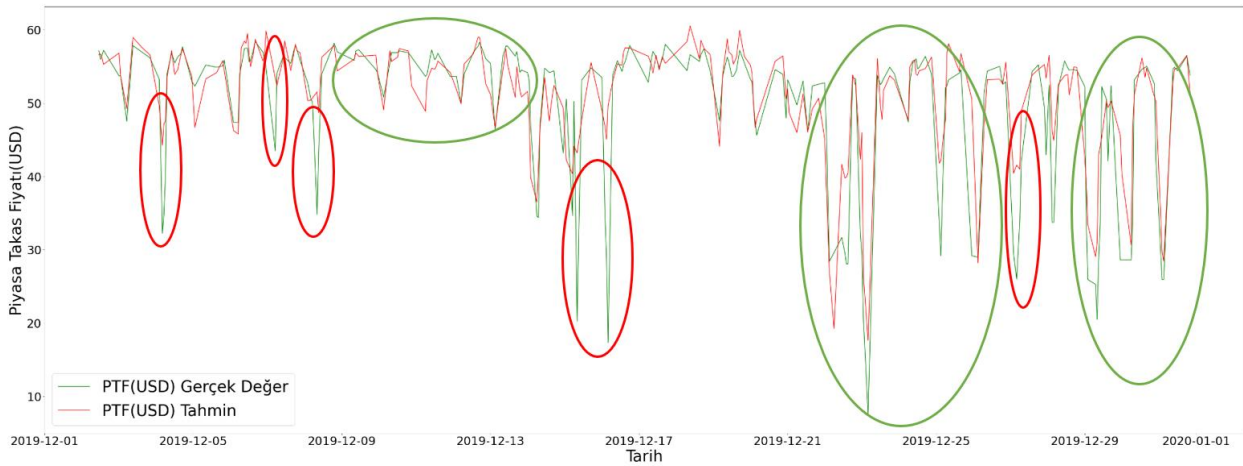
veya yükselişlerde (grafik üzerinde kırmızı işaretli bölgeler) ise modelin başarısız sonuçlar ortaya koyduğu görülmektedir.

Yapay Sinir Ağları Modeli Sonuçları

Yapay Sinir Ağları yöntemi sayesinde, özellikle değerlerin doğrusal olarak devam etmediği zaman serilerinde başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir. Şekil 5 incelendiğinde, anlık düşüş ya da yükselmelerde modelin tepki süresi çok uzun ancak düşüşün ya da yükselişin süresi arttığında model tutarlı tahminler yapabildiği görülmektedir. Yine aynı sebepten fiyatın sürekli olarak keskin değişimler yaşadığı durumlarda model tutarlı tahminler yapamamakta, fiyatın stabil olduğu saatlerde ise çok küçük sapmalar ile başarılı sonuçlar ortaya koyabilmektedir. YSA genel olarak lineer regresyon ve polinomial regresyona kıyasla daha iyi tahminler yapılabilmektedir.



Şekil 5. 2019 Aralık YSA Modeli PTF tahminleri ve gerçek PTF



Şekil 6. 2019 Aralık XGBoost Modeli PTF tahminleri ve gerçek PTF

XGBoost Modeli Sonuçları

XGBoost, ilk olarak 2016 yılında kullanılmaya başlanması ile beraber özellikle regresyon problemlerinde çokça tercih edilen bir yöntem olmaya başlamıştır. Yüksek tahmin gücü, hızlı çalışma süresi ve aşırı öğrenmenin önüne geçen bir yapısı olması itibarıyla gün öncesi piyasasında (GÖP) PTF tahmini için uygun olabileceği düşünülmüştür. Şekil 6'daki grafik üzerinde modelin iyi bir performans ortaya koyduğu bölgeler yeşil, başarısız tahminlerde bulunduğu bölgeler kırmızı ile işaretlenmiştir. Grafik incelendiğinde gerçek fiyatın kararlı olduğu durumlarda modelin oldukça başarılı tahminlerde bulunduğu görülmektedir. Bununla beraber, keskin düşüşlerin ya da artışların yaşandığı birçok durumda da model, gerçek fiyata oldukça yakın seviyelerde tahminlerde bulunmuştur. Çok kısa süreli

keskin düşüşlerin yaşandığı bazı durumlarda model tahminlerinde sapmalar görülüyor olsa da zaman aralıklarının çok kısa olması ve genel durum göz önünde bulundurulduğunda bu gibi sapmaların sayısının bir hayli az olması sebebiyle bu sapmaların modelin başarısına büyük bir etkisi bulunmamaktadır.

Tüm tahmin modellerinin RMSE metriğine göre hata oranları Çizelge 1’de verilmiştir. Lineer regresyon modelinde 2015-2020 yılları arasındaki %12.0487’lik RMSE değeri baz alınacak olursa bu modelin tutarlı tahminler yapamadığı sonucuna varılmıştır. Bunun yanında polinomiyal regresyon ve YSA modelleri lineer regresyon modelinden daha iyi sonuçlar ortaya koysalar da hata oranları ve grafik incelemeleri sonucunda bu modellerin de Türkiye piyasası için uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. Polinomiyal Regresyon ve YSA modellerinin 2015-2020 yılları arasındaki tüm tahminleri baz alınarak RMSE değerleri sırasıyla %10.6674 ve %10.9228 olarak hesaplanmıştır. YSA modeli için çeşitli alternatifler bulunduğu farklı çözümler ile daha başarılı sonuçlar elde etmek mümkün olabilir. Ancak, bu çalışma kapsamında hazırlanmış olan model için elde edilen RMSE değerleri, XGBoost modeli tahmin sonuçları için hesaplanan RMSE değerine kıyasla çok yüksek seviyelerdedir. En düşük hata oranı %8.5696 ile XGBoost modelinde çıkmıştır. Çizelge 1’deki RMSE hata oranları sonuçları, 4 model arasında en başarılı tahminlerin XGBoost modeli ile yapıldığını göstermektedir.

Çizelge 1. Model tahminlerinin belirli zaman aralıkları için RMSE değerleri

Zaman Aralığı	Lin. Reg. Model	Polinomi. Reg. Modeli	YSA Modeli	XGBoost Modeli
01.10.2019-31.10.2019	12.2804	11.2361	10.6514	7.8151
01.11.2019-30.11.2019	12.4373	11.0277	10.4764	7.4579
01.12.2019-31.12.2019	15.2566	13.4435	9.8709	11.0899
01.01.2015-01.01.2020	12.0487	10.6674	10.9228	8.5696

Bununla beraber modellerin tahmin oluşturma süreleri Çizelge 2’de karşılaştırılmıştır. 2015-2020 yılları arası için gerçek veriler ile modellerin eğitilmesi ve tahmin sonuçlarının elde edilmesi Lineer Regresyon Modeli, Polinomiyal Regresyon Modeli, YSA Modeli ve XGBoost Modeli için sırasıyla 0.68, 0.32, 807.13, 13.59 saniye sürmektedir. Modeller test edilirken YSA Modelinin tahmin başarısı ile eğitim turu sayısı (epoch) arasında bir noktaya kadar pozitif korele bir ilişki gözlemlendiğinden YSA Modelinden en yüksek tahmin başarısını elde edebilmek için eğitim turu sayısı yüksek tutulmuş olup modelin çalışma süresi de bu sebeple bir hayli uzun sürmüştür. Lineer regresyon ve polinomiyal regresyon modelinin çalışma süreleri kısadır fakat tahmin hata oranları çok yüksektir. Hem tahmin hata oranları hem de çalışma süreleri birlikte değerlendirildiğinde XGBoost modelinin en uygun tahmin modeli olduğu sonucuna varılmıştır.

Çizelge 2. PTF tahmini için model çalışma süreleri

Tahmin Modelleri	Lin. Reg. Modeli	Polinomi. Reg. Modeli	YSA Modeli	XGBoost Modeli
Çalışma süreleri (s)	0.68	0.32	807.13	13.59

SONUÇ

Bu çalışmada, Türkiye elektrik gün öncesi piyasasında elektrik fiyatı tahmini için en uygun tahmin modeli araştırılmıştır. Lineer regresyon, polinomiyal regresyon, yapay sinir ağları, XGBoost yöntemi olmak üzere dört tahmin yöntemi kullanılmıştır. Python programlama ile tahmin modelleri oluşturulmuştur. Çalışma kapsamında kullanılan veriler, EPIAŞ Şeffaflık Platformundan sağlanmış

gerçek veriler olup 2015-2020 yılları arası gün öncesi piyasasında saatlik piyasa takas verileri ve her bir üretim kaynağının saatlik üretim değerlerini kapsamaktadır. Türkiye elektrik piyasasının oldukça dinamik bir yapıya sahip olması sebebiyle lineer regresyon modelinin gerek grafik incelemeleri gerekse 2015-2020 yılları arasındaki %12.0487'lik RMSE değeri baz alınacak olursa bu modelin tutarlı tahminler yapmadığı sonucuna varılmıştır. Bunun yanında polinomial regresyon ve YSA modelleri lineer regresyon modelinden daha iyi sonuçlar ortaya koysalar da hata oranları ve grafik incelemeleri sonucunda bu modellerin de Türkiye piyasası için uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. Hazırlanan Polinomial Regresyon ve YSA modellerinin 2015-2020 yılları arasındaki tüm tahminleri baz alınarak RMSE değerleri sırasıyla %10.6674 ve %10.9228 olarak hesaplanmıştır. Her iki modelin RMSE değerleri, XGBoost modeli RMSE değerine kıyasla çok yüksek seviyelerdedir. Grafik incelemeleri ve RMSE değerleri incelendiğinde hazırlanan dört model arasından en başarılı tahminlerin XGBoost modeli ile yapıldığı görülmüştür. Bununla beraber, model tahmin oluşturma süreleri karşılaştırıldığında 2015-2020 yılları arası için gerçek veriler ile modellerin eğitilmesi ve tahmin sonuçlarının elde edilmesi Lineer Regresyon Modeli, Polinomial Regresyon Modeli, YSA Modeli ve XGBoost Modeli için sırasıyla 0.68, 0.32, 807.13, 13.59 saniye sürmektedir. Yapılan incelemeler ve karşılaştırmalar sonucunda yüksek tahmin başarısı ve makul çalışma süreleri sebebiyle, ele alınan modeller arasında Türkiye elektrik piyasası gün öncesi PTF tahmini için en uygun tahmin yönteminin XGBoost olduğu sonucuna varılmıştır. Tutarlı tahminler yapmak elektrik piyasa yapısı içerisinde hem elektrik üreticilerinin hem de büyük kapasiteli tüketicilerin doğru arz ve talep teklifleri verip makul değerlerde elektrik fiyatlarının belirlenmesini sağlayacaktır.

Çıkar Çatışması

Makale yazarları aralarında herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan ederler.

Yazar Katkısı

Yazarlar makaleye eşit oranda katkı sağlamış olduklarını beyan eder.

KAYNAKLAR

- Albayrak AS, Yılmaz SK, 2009. Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilim. Fakültesi Dergisi, 14, 31-52.
- Anbazhagan S, Kumarappan N, Neelen S, 2012. Electricity Price Forecasting in an Ontario Power Market Using Artificial Neural Network. First Int. Conf. on Computation of Power, Energy, Information and Communication, April 2012, India.
- Aydın C, 2018. Makine Öğrenmesi Algoritmaları Kullanılarak İtfaiye İstasyonu İhtiyacının Sınıflandırılması. Eur. J. Sci. Technol., 14, 169-175.
- Balcı H, Esener I, Kurban M, 2012. Regresyon Analizi Kullanılarak Kısa Dönem Yük Tahmini. Electr. Electron. Comput. Eng. Symp. ELECO, Bursa, 29 Kasım-01 Aralık 2012, pp. 796-801.
- Catalão JPS, Mariano JPS, Mendes VMF, Ferreira LAFM, 2007. Short-term electricity prices forecasting in a competitive market: A neural network approach. Electr. Power Syst. Res., 77(10): 1297-1304.
- Chen T, Guestrin C, 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd international conference on knowledge discovery and data mining, August 13-17, 2016, San Francisco, 785-794.
- Maryasin OY, Lukashov AI, 2020. A Python Application for Hourly Electricity Prices Forecasting Using Neural Networks, 2020 International Russian Automation Conference (RusAutoCon), 6-12 September 2020, Sochi, pp:138-143.

- Nargale KK, Patil SB, 2016. Day ahead price forecasting in deregulated electricity market using Artificial Neural Network. Int. Conf. Energy Effic. Technol. Sustain. ICEETS, 7-8 April 2016, India, pp:527–532.
- Ferreira AP, Ramos JG, Fernandes PO, 2019. A linear regression pattern for electricity price forecasting in the Iberian electricity market. Revista Facultad de Ingeniería, No.93.
- Şenocak F, 2018. Elektrik Piyasa Takas Fiyatı Ağırlıklı Ortalamasının ANFIS ve YSA ile belirlenmesi, , Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Var H, Türkay BE, 2014. Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Kısa Dönem Elektrik Yükü Tahmini. Electric, Electronic and Computer Engineering Symposium, ELECO, 27-29 Kasım 2014, Bursa, pp:34–37.
- Zahid M, Ahmed F, Javaid N, Abbasi RA, Kazmi HSZ, Javaid A, Bilal M, Akbar M, Ilahi M, 2019. Electricity price and load forecasting using enhanced convolutional neural network and enhanced support vector regression in smart grids. Electronics, 8(122): 1-32.