

Türkiye'deki Toplam Elektrik Tüketiminin Holt-Winters Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Tahmini

Elif SEZER^{1*}, Güngör YILDIRIM², Mahmut Temel ÖZDEMİR³

¹Munzur Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, Tunceli/Türkiye; ORCID: 0000-0002-3237-6286

²Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Müh. Bölümü, 23100, Elazığ/Türkiye; ORCID: 0000-0002-4096-4838

³Fırat Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, 23100, Elazığ/Türkiye; ORCID: 0000-0002-5795-2550

* Corresponding Author: elifkilig@munzur.edu.tr

Received: 8 March 2024; Accepted: 18. July 2024

Reference/Atf: E. Sezer, G. Yıldırım, and M. T. Özdemir, "Türkiye'deki Toplam Elektrik Tüketiminin Holt-Winters Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Tahmini", Researcher, vol. 04, no. 02, pp. 107–112, 2024.



Özet

Elektrik tüketim tahmini, güç sistemlerinin planlanması ve işletilmesi açısından kritik bir rol oynamaktadır. Günümüz modern zaman serileri analiz yöntemleri ile geçmiş verilere dayalı gerçekçi ve ölçülebilir tahminler yapılabilmektedir. Bu çalışmada, Türkiye'deki gerçek zamanlı elektrik tüketim verileri üzerinden kısa dönem yük tahminlerine (KDYT) ve orta dönem yük tahminlerine (ODYT) odaklanılmıştır. Bu tahminler için Üstel Düzleştirme Yöntemlerinden olan Holt-Winters metodu kullanılmıştır. Veri setleri, EPIAŞ Şeffaflık Platformundan alınan gerçek zamanlı tüketim miktarlarından oluşturulmuştur. Holt-Winters metodunun başarımı haftalık, aylık ve yıllık veriler üzerinden hem örneklem içi (in-sample) hem de örneklem dışı (out of sample) tahminler için gözlemlenmiştir. Yapılan deneyler sonucunda, mevsimsellik içeren verilerde, modelin önceki yıllara ait elektrik tüketim miktarlarını tahmin etmede başarımlı sağlayabildiği görülmüştür. Bu başarımlı esas alınarak, ayrıca gelecek günlere ait tüketim tahminleri de gerçekleştirilmiş ve sonuçlar paylaşılmıştır.

Anahtar kelimeler: Elektrik tüketimi tahmini, Holt-Winters metodu, Kısa Dönem yük tahmini, orta dönem yük tahmini

Abstract

Electricity consumption forecasting plays a critical role in the planning and operation of power systems. With modern time series analysis methods, realistic and measurable forecasts can be made based on historical data patterns. This study focuses on short-term load forecasting (STLF) and medium-term load forecasting (MTLF) based on electricity consumption data in Turkey. The Holt-Winters method, which is one of the exponential smoothing methods, is used for these forecasts. The datasets are based on real-time consumption data from the EPIAŞ transparency platform. The performance of the Holt-Winters method is observed for both in-sample and out-of-sample forecasts on weekly, monthly, and annual data. The results show that the model is able to predict the electricity consumption of previous years for seasonal data. Based on this performance, future consumption forecasts are also made and the results are shared.

Keywords: Electricity consumption forecasting, Holt-Winters method, Short-term forecasting, medium-term forecasting

1. Giriş

Enerji tüketimleri ülkelerin ekonomik, teknolojik ve sosyal büyümeleri ile doğrudan ilişkilidir. Günümüzde elektrik enerjisine olan talep sürekli artmaktadır ve dahası mevcut enerji kaynakları endişe verici bir hızla tükenmektedir. Bu nedenle, enerji kaynaklarını etkili bir şekilde yönetmek ve kaynak planlamasını yapmak için enerji kullanım tahminleri elzemdir [1]. Başarılı tahminler, üretim maliyetlerini azaltılabilir ve çevresel riskleri en aza indirilebilir [2]. Dahası enerji arzı ile talebi arasında denge sağlanabilir ve başarılı elektrik enerjisi fiyatlandırması yapılabilir. Yük tahmini, yapıldığı zaman aralığına göre kısa dönem, orta dönem ve uzun dönem yük tahmini olmak üzere üç kategoriye ayrılabilir. Uzun Dönem Yük Tahminleri (UDYT) bir yıldan uzun, Orta Dönem Yük Tahminleri (ODYT) bir

haftadan bir yıla kadar, Kısa Dönem Yük Tahminleri ise bir saatten bir haftaya kadar olan süreleri kapsar [3]. KDYT, güç santralleri arasında yük dağılımını optimize etmeye ve jeneratörlerin devreye giriş-çıkış zamanlarını belirlemeye yardımcı olur [4]. Ayrıca kullanıcıların enerji tüketimini azaltma veya enerji kullanım düzenini değiştirme amacıyla enerji talep yönetimini kolaylaştırır. ODYT ise, güç sistemlerinin yıllık işletme bakım programlarının hazırlanmasında, kısa vadede elektrik iletim sistemine entegre edilecek santrallerin planlanma çalışmalarında ve hidroelektrik sistemlerin rezerv yönetimini belirlemede oldukça önemlidir [5].

Türkiye de dahil olmak üzere birçok ülkenin kurumları, araştırmacı ve mühendisleri enerji tüketim analizleri için çalışmalar yapmaktadır. Kaytez, Türkiye'nin 2018 yılına kadar net elektrik tüketim tahminlerini, çoklu lineer regresyon analizi, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri gibi makine öğrenmesi yöntemleri ile yapmıştır [6]. Bu çalışmada kurulu güç, brüt elektrik üretimi, nüfus ve toplam abone sayısı gibi faktörler, bağımsız değişkenler olarak ele alınmıştır. Kargar ve Charsoghi, İran'daki yıllık elektrik tüketimini tahmin etmek için ekonomik kriterleri de göz önünde bulundurmıştır [7]. Bu amaçla nüfus, gayri safi yurt içi hâsıla, ithalat ve ihracat değişkenleri girdi olarak kabul edilerek, ARIMA ve yapay sinir ağı modelleri ile tahminler geliştirilmiştir. Abdoos ve Hemmati, kısa dönem yük tahmini için geçmişteki benzer yük ve sıcaklık değerlerini kullanarak yeni bir hibrit akıllı tahmin yöntemi önermiştir. Tahmin doğruluğunu artırmak için gün tiplerini belirleyerek destek vektör makineleri regresyonu kullanılmıştır [8]. Fan ve Hyndman yapay sinir ağlarını kullanarak Avustralya'da bir veya daha fazla bölge için kısa dönem yük tahminleri gerçekleştirmiştir [9]. Çalışmada, takvim değişkenleri, gecikmeli gerçek talep gözlemleri ve sıcaklık izleri kullanılan modelin temel girdilerdir.

Elektrik tüketim verileri zaman serileri olarak ele alındığında, geçmişteki benzer davranış desenleri veya matematiksel anlamlı tepkiler gelecek tahminlerini kolaylaştırabilir [10]. Günümüzde bu tip zaman serisi analizleri yapan birçok yöntem bulunmaktadır. Bunlar arasında, sinyal işleme alanında sıklıkla kullanılan düzleştirme yöntemi temelli yaklaşımlar özellikle lineer veya mevsimsellik (seasonality) içeren zaman serilerinde başarılı sonuçlar üretebilmektedir. Kolay kullanılabilir bu basit yöntemler, verilerdeki dalgalanmaların filtre edilmesine olanak sağlayarak gerçekçi tahminler sağlayabilir [11]. Bu çalışmada, Özger ve diğerleri ile Özkan ve diğerlerinin [15,16] kullandığı mevcut zaman serilerinin karakteristiğini dikkate alarak enerji tahminleri için düzleştirme temelli yaklaşımlardan olan Holt-Winters yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışma literatürden farklı olarak haftalık, aylık ve yıllık tüketimler de tahmin edilmiştir. Bu yöntem ile hem örneklem içi (in-sample) hem de örneklem dışı (out of sample) analizler gerçekleştirilmiştir.

Çalışmanın bundan sonraki organizasyonu şu şekildedir; Holt-Winters metodunun temel ayrıntıları ve kullanılan veri setlerinin tanıtımı ve karakteristik yapıları Bölüm 2'de verilecek, deneylerin sonuçları Bölüm 3'te paylaşılacaktır. Bölüm 4'te ise sonuç ve öneriler yer alacaktır.

2. Materyal Metod

Bu bölümde öncelikle Holt-Winters yöntemine ait detaylar verilecek daha sonra kullanılan veri setleri tanıtarak gerekli ön işlem ve karakter analiz sonuçları paylaşılacaktır.

2.1. Holt-Winters Üstel Düzleştirme Yöntemi

Holt-Winters, eğilim (trend) ve mevsimsel etki içeren zaman serilerinin analiz ve tahminlerinde kullanılan bir üstel düzleştirme yöntemidir. Tahminlerde geçmiş verilerin ağırlıklandırılmış değerleri belirleyicidir. Üstel azalma karakteristiğine sahip bu ağırlıklandırma iteratif bir şekilde gerçekleştirilir. Tekli Üstel Düzleştirme (SES) ve Doğrusal Üstel Düzleştirme (Holt's Lineer) yöntemlerinden farklı olarak mevsimselliğin de dikkate alınmasından dolayı üç safhalı bir düzleştirme yürütülmektedir [11-14]. Her üç safhayı temsil eden üç parametre α , β , ve γ 'dir. α , orjinal verinin düzleştirme parametresi olup mevcut seviye (değer) tahminine dâhil edilirken geçmiş değerlere ne kadar ağırlık verileceğini belirler. β trend düzleştirme için kullanılan doğrusal düzleştirme parametresidir. Mevsimsellik ise γ düzleştirme parametresi kontrol edilmektedir. Her üç parametre de 0 ile 1 arasında nümerik değerlere

sahiptir ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$). Holt-Winters yönteminin genel ifadeleri Denklem 1-4 'de ve bu denklemlerde kullanılan sembollere ait açıklamalar da Tablo-1 'de verilmiştir.

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} - T_{t-1}) \quad (1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (3)$$

$$F_{t+k} = (L_t + T_t k)S_{t-m+k} \quad (4)$$

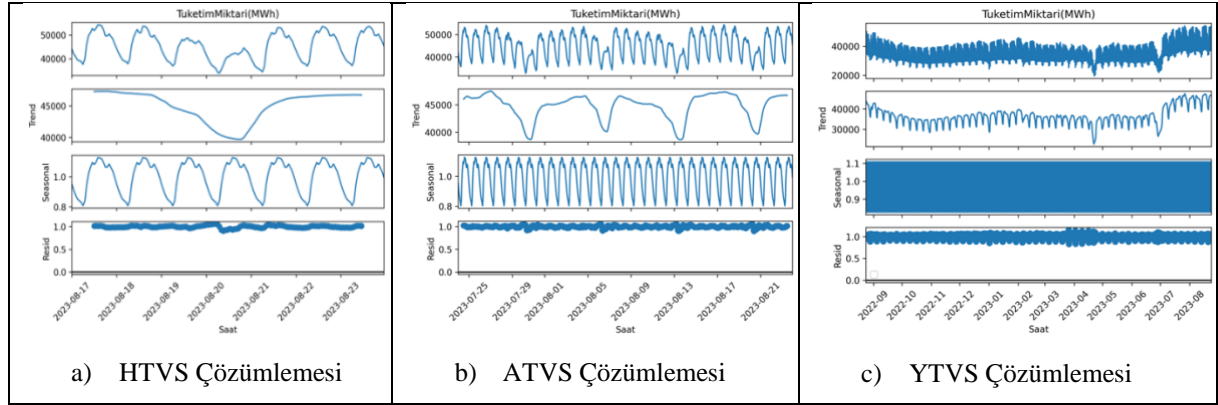
Tablo 1: Kullanılan parametrelere ait açıklamalar

Parametre	Açıklama
m	Mevsim uzunluğu(Bir yıl içerisindeki mevsim sayısı)
Y_t	Değişkenin t anındaki gözlem değeri
L_t	Serinin t dönemindeki genel seviyesi
T_t	Trend bileşeni
S_t	Mevsimsel bileşen
F_{t+k}	k ileri dönem için tahmin değeri
α	Modelin ortalama düzey düzleştirme sabiti
β	Trend düzleştirme sabiti
γ	Mevsimsel düzleştirme sabiti

Holts-Winters yöntemi mevsimsellik bilgisinin tipine göre iki farklı modele sahiptir. Bunlar; Çarpımsal (Multiplicative Seasonal) ve Toplamsal (Additive Seasonal) modellerdir. Mevsimsel değişimlerin seri boyunca büyük oranda sabit olduğu durumlarda toplamsal model, mevsimsel değişimlerin serinin seviyesiyle orantılı olarak değiştiği durumlarda ise çarpımsal model tercih edilir.

2.2. Veri setleri ve Karakteristik Yapıları

Çalışmada, KDYT ve ODYD için EPIAŞ Şeffaflık Platformundan alınan ve Türkiye'deki gerçek zamanlı tüketim miktarını gösteren verilerden elde edilen 3 adet veri seti kullanılmıştır. Bunlardan ilki, 17.08.2023 tarihi 00:00 saati ile 23.08.2023 tarihi 23:00 saati arasındaki 168 adet saatlik veriden oluşan haftalık veri setidir (HTVS). İkincisi, aylık veri seti (ATVS) olup 24.07.2023 tarihi 00:00 saati ile 23.08.2023 tarihi 23:00 saati arasındaki 744 adet saatlik bilgileri içermektedir. Son veri seti ise 24.08.2022 tarihi 00:00 saati ile 23.08.2023 tarihi 23:00 saati arasındaki 8760 adet saatlik veriden oluşan yıllık veri setidir (YTVS). Zaman serisi analizlerinde veri seti karakteristikleri kullanılacak yöntemin belirlenmesinde önem arz eder. Holt-Winters yöntemi, trend ve mevsimsellik içeren zaman serilerine odaklandığı için veri setlerinde bu karakteristiklerin olup olmadığı incelenmelidir. Yapılan çözümlere ait sonuçlar Şekil-1'de görülebilir. Her üç veri setinde de aslında çok periyodik olmayan mevsimsellik (seasonality / cycling) görülmektedir. Bununla birlikte belirli zamanlarda trend davranışı da kısmi olarak vardır. Veri setlerinin durağanlık testleri ise Augmented Dickey Fuller (ADF) ve Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) yöntemleri ile yapılmıştır. Bu testlere ait detaylı sonuçlar ise Tablo-2'de paylaşılmıştır. Durağanlık testleri yapan istatistiksel yöntemler aynı veri setleri için farklı sonuçlar verebilmektedir. Bunun nedeni veri setinin eğilim-durağan veya fark-durağan karakteristiğe sahip olmasıdır. KPSS'nin durağan, ADF ise durağan olmadığını durumlar eğilim-durağanlığı (trend stationary), KPSS'in durağan olmadığını, ADF ise durağan olduğu durumlar ise fark-durağanlığı (difference stationary) gösterir. Buna göre, haftalık ve aylık tüketim veri setlerinin karakteristiği eğilim-durağan iken, yıllık tüketim veri setinin fark-durağan karakteristiğe sahip olduğu görülmektedir.



Şekil 1. Kullanılan veri setlerine ait trend ve mevsimsellik çözümleme sonuçları

Tablo 2. Durağanlık Testleri

	ADF			KPSS		
	Kritik Değer	p-Value	ADF Sonucu	Kritik Değer	p-Value	KPSS Sonucu
Haftalık Tüketim	-2.155	0.223	Durağan Değil	0.128	0.100	Durağan
Aylık Tüketim	-1.870	0.346	Durağan Değil	0.068	0.100	Durağan
Yıllık Tüketim	-6.313	3.19e-08	Durağan	2.772	0.010	Durağan Değil

3. Talep Tahminleri

Deneylerde tüm veri setleri % 80-20 oranında eğitim ve test verileri olarak ayrılmıştır. Model eğitimleri eğitim verileri ile örneklem içi (in-sample), başarımlar ise test verileri ile kontrol edilmiştir. Örneklem dışı başarımlar, haftalık gelecek tahminlerinde 12 saat, aylık gelecek tahminlerinde 72 saat ve yıllık gelecek tahminlerinde 168 saat için yapılmıştır. Modellerin performans değerlendirmeleri ise Denklem 5-6'da verilen R^2 ve Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Squared Error-RMSE) metrikleri üzerinden irdelenmiştir. Burada, SS_{Hata} hataların karelerinin toplamını, SS_{Toplam} bağımlı değişkenin değerleri ile ortalama değer arasındaki farkların kareleri toplamıdır.

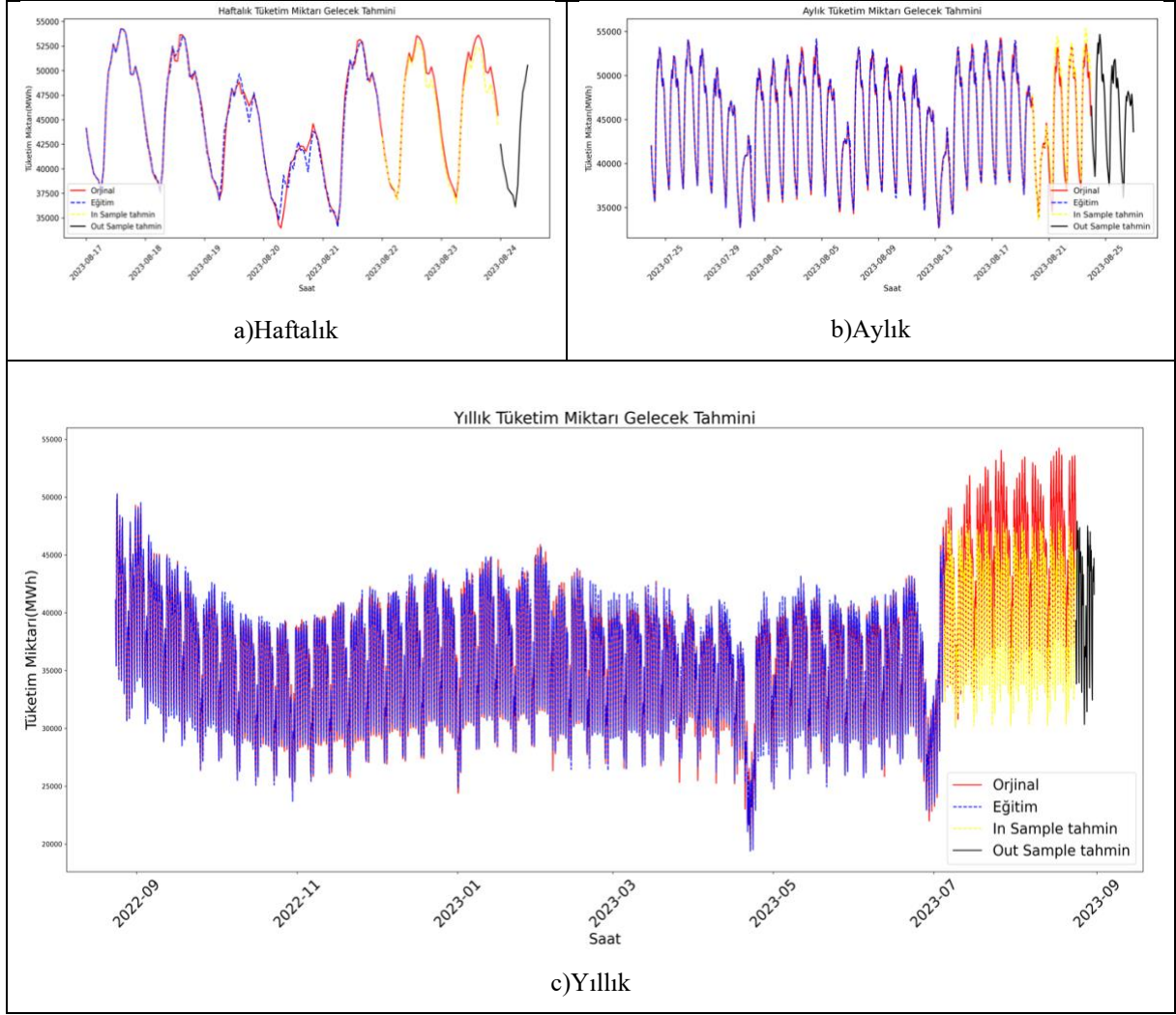
$$R^2 = 1 - \frac{SS_{Hata}}{SS_{Toplam}} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Tahmin_i - Gerçek_i)^2}{N}} \quad (6)$$

Çalışmada kullanılan her bir veri seti için modelin performansı farklı başarımlar metrikleri ile değerlendirilmiş ve örneklem içi başarımlar sonuçları Tablo 3'te gösterilmiştir. Bu sonuçlara göre hem RMSE hem de R^2 değeri açısından ATVS ile modelin diğer veri setlerine göre daha iyi, HTVS ile modelin ATVS'ye göre daha kötü ancak YTVS'ye göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Tablo 3. Örneklem içi başarımlar sonuçları

	RMSE	R^2
Haftalık Tüketim Veri Seti	775.048	0.981
Aylık Tüketim Veri Seti	614.819	0.987
Yıllık Tüketim Veri Seti	1628.657	0.922



Şekil 2. Örneklem dışı tahminler

Modeller test setleri üzerinde uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar ve gerçekleştirilen gelecek tahmini Şekil 2'de gösterilmektedir. Şekillerin her biri orijinal, eğitim, örneklem içi tahmin edilen ve örneklem dışı tahmin edilen enerji tüketiminin saatlik gözlemlerinin çıktısını temsil eder. Modellerin her birinde eğitim ve örneklem içi tahminlerin çok küçük farklarla orijinal değerleri takip ettiği görülmektedir. Örneklem dışı tahminlerde ise HTVS ve ATVS ile gelecek enerji tüketiminin önceki dönemlerle benzer olacağı, YTVS ile gelecek enerji tüketiminin bir önceki yıla göre azalacağı gözlemlenmektedir.

Yapılan analizler, özellikle akıllı şebeke sistemleri gibi nesnelerin interneti temelli alt yapı teknolojilerinin gözlem ünitelerde veya karar verici modüllerde kullanılması önemli avantajlar sağlayabilecektir. Öte yandan son yıllarda ortaya çıkan ve farklı disiplinlerde kullanılan kural tabanlı veya rastgele arama temelli teknikler ile geliştirilecek hibrit yaklaşımlar, bu analizlere farklı bakış açıları katabilir [17,18].

4.Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada Türkiye' deki KDYT ve ODYT analizlerine odaklanılmıştır. Bu analizler, EPIAŞ Şeffaflık Platformundan alınan ve Türkiye'deki gerçek zamanlı tüketim miktarını gösteren verilerden elde edilen 3 adet veri seti üzerinden yapılmıştır. Haftalık, aylık ve yıllık olmak üzere üç farklı periyot için yapılan bu analizler, önemli düzleştirme yöntemlerinden olan Holt-Winters metodu ile gerçekleştirilmiştir. Analiz ve tahmin sonuçları, mevsimsellik içeren bu verilerle modelin başarılı olduğunu göstermektedir.

Örneklem için tahminlerde R^2 başarımları 0.9'un üzerinde olup bu modeller ile yapılan örneklem dışı tahminlerde yakın dönem tüketim miktarlarının devam edeceğini göstermektedir. Yazarlar bundan sonraki çalışmalarında çoklu parametre girdilerini dikkate alan hibrit analizlere odaklanacaktır.

Yazarların Katkısı

Bu makalenin yazılmasına tüm yazarlar eşit katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması

Yazarlar çıkar çatışması olmadığını beyan etmektedir.

Referanslar

- [1] D. Akmaz. "Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması, Korelasyon Tabanlı Özellik Seçme Yöntemi ve Eğri Uydurma Tekniği ile Türkiye'de Toplam Elektrik Tüketiminin Tahmin Edilmesi." *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi* 34.2 (2022): 677-686
- [2] Khan, Ahsan Raza ve diğerleri. "Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 54 (2016): 1311-1322.
- [3] M. Saçlı. "Dağıtım Şebekesinde Kısa Dönem Yük Tahmini." Phd Thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [4] Khotanzad, Alireza ve diğerleri. "ANNSTLF-a neural-network-based electric load forecasting system." *IEEE Transactions on Neural networks* 8.4 (1997): 835-846.
- [5] T. Akman, C. Yılmaz, Y. Sönmez. "Elektrik Yükü Tahmin Yöntemlerinin Analizi." *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi* 4.3 (2018): 168-175.
- [6] F. Kaytez. "En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri ile Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahmini ve Modellenmesi." Ankara: Gazi Üniversitesi FBE, Doktora Tezi, Yayınlanmamış (2012).
- [7] M. C. Kargar, K. Charsoghi. "Predicting annual electricity consumption in Iran using artificial neural networks (NARX)." *Indian J. Sci. Res* 5.1 (2014): 231-242.
- [8] A. Abdoos, M. Hemmati, "Short term load forecasting using a hybrid intelligent method." *Knowledge-Based Systems* 76 (2015): 139-147.
- [9] S. Fan, R.J Hyndman. "Short-term load forecasting based on a semi-parametric additive model." *IEEE transactions on power systems* 27.1 (2011): 134-141.
- [10] Ö. Demirel, A. Kakilli, M. Tektaş, "Anfis ve arma modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini." *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi* 25.3 (2010).
- [11] I. Akgül. "Zaman serisi analizi ve öngörü modelleri." *Öneri Dergisi* 1.1 (1994): 52-69.
- [12] S. Makridakis, S.C. Wheelwright, R.J. Hyndman. *Forecasting: Methods And Applications*. New York: John Wiley And Sons (2008).
- [13] P.S. Kalekar. "Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing." *Kanwal Rekhi school of information Technology* 4329008.13 (2004): 1-13.
- [14] M. Çuhadar, İ. Güngör, A. Göksu. "Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini Ve Zaman Serisi Yöntemleri İle Karşılaştırmalı Analizi: Antalya İline Yönelik Bir Uygulama." *Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences* 14.1 (2009).
- [15] E. Özkan, E. Güler, Z. Aladağ. "Elektrik enerjisi tüketim verileri için uygun tahmin yöntemi seçimi." *Endüstri Mühendisliği* 31.2 (2020): 198-214.
- [16] Y. Özger ve diğerleri. "Electrical load forecasting using genetic algorithm based holt-winters exponential smoothing method." *Sakarya University Journal of Computer and Information Sciences* 3.2 (2019): 108-123.
- [17] G. Yıldırım, "A novel hybrid multi-thread metaheuristic approach for fake news detection in social media". *Appl Intell* 53, 11182–11202, <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03972-9>, (2023).
- [18] G.ıldırım, "A novel grid-based many-objective swarm intelligence approach for sentiment analysis in social media", *Neurocomputing*, Vol.503, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.06.092>, (2022).