

## Türkiye'nin Toplam Elektrik Enerji Kaybının Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi

Ömer Ali Karaman<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Elektronik ve Otomasyon Bölümü / Teknik Bilimler MYO, Batman Üniversitesi, Türkiye

\*omer.ali.karaman@batman.edu.tr

**Özet** – Bütün ulusların enerji ihtiyacı gün geçtikçe artmaktadır. Bütün uluslar enerji tasarrufuna gitmekte ve enerji kayıplarını önlemeye çalışmaktadırlar. Elektrik enerji kayıp tahmini enerji tahmini kadar önemli bir meseledir. Doğru bir enerji kayıp tahminiyle tam ihtiyaca cevap verebilecek sistemler ve optimum enerji santralleri kurulabilmektedir. Bu çalışmada 1980-2020 yılları arasında ithalat, ihracat, gayri safi yurtiçi hasıla ve nüfus verileri giriş değişkenleri olarak belirlendi. Şebekedeki toplam elektrik enerji kaybı çıkış verisi olarak belirlendi. Elde edilen veriler düzenlendikten sonra veriler, makine öğrenmesi yöntemlerinden destek vektör regresyonu ve çoklu doğrusal regresyon metotları ile analiz edildi. Analiz sonucunda Türkiye'nin 2030 yılına kadar şebekede kaybolan toplam enerjisi tahmin edildi. Her iki yöntemin tahmin performansları  $R^2$ , MSE ve RMSE metrikleri kullanılarak değerlendirildi. Değerlendirme sonucunda çoklu doğrusal regresyon yönteminin  $R^2$ : 0.97, RMSE: 2100 ve MSE:4410 x  $10^3$  değerleri ile daha başarılı bir tahmin performansı sergilediği gözlemlendi.

**Anahtar Kelimeler** – Destek Vektör Regresyon, Çoklu Doğrusal Regresyon, Enerji Kayıp Tahmini, Enerji Ve Makine Öğrenmesi

### 1. GİRİŞ

Günümüzde gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin enerji ihtiyaçları her geçen yıl artmaktadır. Yakın gelecekte enerji talebinde önemli artışlar beklenmektedir. Bu nedenle dünya çapında enerji üretim ve tüketim stratejilerinin önemi her geçen gün artmaktadır [1,2]. Enerjinin üretilmesinden son kullanıcıya ulaştırılmasına kadar sistemin bileşenleri kablo, transformatör, izolatör ve ölçüm cihazlarıdır. Bu sistem bileşenlerinin neden olduğu kayıpları üretim, iletim ve dağıtım kayıpları adlandırabiliriz. Kayıp tahmin çalışmaları, enerji sağlayıcıların geleceğe yönelik yapacakları stratejik planların oluşturulmasında önemli bir role sahip olmakla birlikte enerji santrallerinin optimum şekilde kurulmasını da kolaylaştıracaktır. Literatürde enerji kayıp tahmini üzerine çok az sayıda çalışma yapılmıştır. Bunlardan bazıları aşağıda sunulmuştur.

Tolic ve ark. Monte Carlo yöntemini kullanarak 110 KV'lık bir iletim hattını simüle ettiler. Ayrıca

Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak doğrusal olmayan en küçük kareler yöntemiyle iletim hattı kayıp tahmini yaptılar. Dursun ve ark. 2020 yılında nem, ısı ve sıcaklık verilerini kullanarak YSA ile Türkiye'nin toplam kayıp tahmin çalışmasını gerçekleştirdiler [3]. Literatürde meteorolojik veriler kullanılarak yapılan kayıp tahmini çalışmalarına rastlamak mümkündür. Bunlardan biri, Yang ve ark. matematiksel bir model oluşturdu ve iletim hattı kaybını tahmin etti [4].

Bu çalışmada, Türkiye'nin 2030 yılına kadarki toplam elektrik enerji kayıplarını tahmin etmek için makine öğrenmesi modellerinden doğrusal destek vektör regresyonu (DVR) ve çoklu doğrusal regresyon (ÇDR) yöntemleri kullanılmıştır. Girdi parametreleri olarak nüfus, GSYH, ihracat ve ithalat göstergeleri, çıktı parametreleri olarak ise toplam enerji kayıpları (TEK) verileri kullanılmıştır. Deneyler için Türkiye'nin 1979-2018 yıllarına ait nüfus, GSYİH, ithalat ve ihracat

gibi tarihsel verileri TÜİK'ten [5], TEK verileri ise Türkiye Elektrik İletim A.Ş.'den (TEİAŞ) [6] alınmıştır.

## II. MATERYAL VE YÖNTEM

Modelleri eğitmek için, veri ön işleme ile veriler uygun hale getirilerek uygun bir formatta bir Excel dosyasında düzenlendi. Dosya daha sonra MATLAB R2019b sürümüne aktarıldı. Tüm veri seti, verilerin kronolojik sırasını koruyarak bir eğitim seti (%70), test seti (%20) ve doğrulama seti (%10) olarak bölünerek DVR ve ÇDR modelleri test edildi.

### A. Destek Vektör Regresyonu

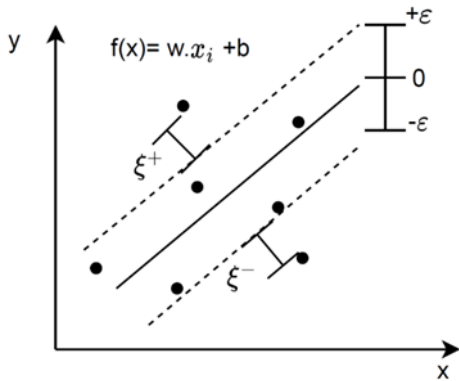
Regresyon problemlerinin çözümünde destek vektör makinelerinden yararlanmak için Schölkopf ve Smola tarafından kapsamlı bir çalışma yapılmıştır. Eğitim örnekleri  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$  şeklinde verildiğinde regresyon problemleri içindeki yanıt değişkeni  $y_i \in \{+1, -1\}$  yerine  $y_i \in \mathbb{R}$  olarak tanımlanır. Denklem 1'de belirtilen koşulların veri seti tarafından karşılandığını varsayalım [7].

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), x \in R^d, y \in R$$

$$f(x) = w \cdot x_i + b \quad (1)$$

Denklem 1'de  $x_i$ , d boyutlu uzaydaki giriş vektörünü, w ise çıkış vektörlerini, aynı zamanda ağırlık vektörü olan hiperdüzlemin normalini ve biası b ile temsil edilir.

DVR, doğrusal ve doğrusal olmayan destek vektörlerine bölünmüştür. Şekil 1'de gösterildiği gibi doğrusal bir DVR'de X ve Y arasındaki ilişkinin doğrusal olduğu varsayımı yapılır. Eğitim hatasının maksimum değerinin ilk belirlenmesi,  $\epsilon$ 'ya eşit veya daha küçük veriler için hata teriminin doğru bir şekilde temsil edildiğini gösterir [8].



Şekil 1. Doğrusal regresyon fonksiyonu için  $\epsilon$  tüp

### B. Çoklu Doğrusal Regresyon

Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) modeli, bağımsız ve bağımlı değişkenler arasındaki nedensel ilişkiyi matematiksel bir çerçeve aracılığıyla kuran bir metodolojidir. ÇDR modeli, bu değişkenler arasındaki bağlantıları doğru bir şekilde tanımlayarak ilişkilerinin kesin bir karakterizasyonunu sağlar [1].

Enerji tahmini alanında çoklu regresyon analizleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu bağlamda bağımlı değişken "y", birçok bağımsız değişkenin ( $x_1, x_2, \dots, x_k$ ) bir fonksiyonu olarak kabul edilir [9]. Bu matematiksel ilişki şu şekilde temsil edilebilir:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (2)$$

Denklem (2), regresyon katsayıları  $a_0, a_1$  ve  $a_2$ 'nin şu anda bilinmediği y değişkeni olarak enerji kayıp tahminini temsil eder. Bu denklem  $x_1$  ve  $x_2$  dışsal değişkenlerini içerir. Çoklu regresyon yaklaşımının kullanılması, öngörülen hataların karelerinin toplamını en aza indirerek  $a_0, a_1$  ve  $a_2$ 'nin belirlenmesine olanak tanır. Ek olarak, bu katsayılar her bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkilerini gösterir. Denklem (3) artık şu şekilde ifade edilebilir:

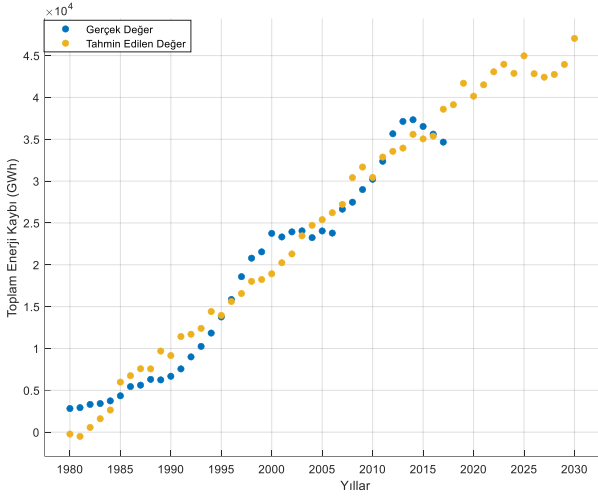
$$y = a + bx_1 + cx_2 \quad (3)$$

Denklem (3),  $x_1$  ve  $x_2$ 'ye ilişkin y'nin ortalama değerinin regresyon analizinde a, b ve c parametrelerini kullanır; c, dışsal bir faktörü temsil eder. Bu denklemler matris gösterimi kullanılarak rahatlıkla ifade edilebilir [1].

## III. BULGULAR

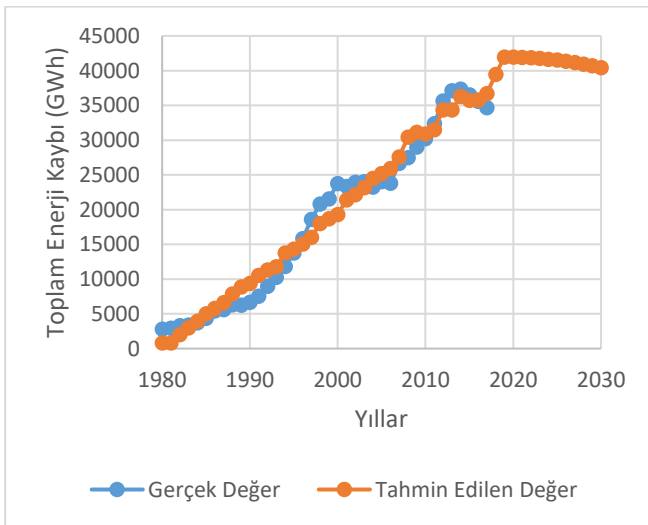
Değişen dünyada nüfusun artması ve yeni teknolojilerin insan hayatına girmesiyle birlikte enerjiye olan ihtiyaç daha da artmaktadır. Sürdürülebilir kalkınma açısından Türkiye'nin 2030 ve sonrasında artan nüfusunun enerji ihtiyacını büyük ölçüde kendi imkanlarıyla karşılaması gerekiyor. Bu amaçla önümüzdeki yıllarda optimum enerji ihtiyacının karşılanması için enerji kayıplarının tahmin edilmesi önem arz etmektedir. Bu çalışmada Türkiye'nin toplam elektrik enerji kayıplarını tahmin etmek için ÇVR ve DVR modelleri kullanılmıştır. Modellerin tahmin performanslarını karşılaştırmak üzere  $R^2$ , MSE ve RMSE metrikleri kullanılmıştır.

Şekil 2’de DVR modeli tarafından tahmin edilen değerlerin grafiği sunulmaktadır. Şekil incelendiğinde tahmin edilen değerlerin gerçek değerleri takip etmeye çalıştığı görülmektedir.



Şekil 2. DVR modeli ile tahmin edilen değerler

ÇDR modeli ile tahmin edilen değerlerin grafiği Şekil 3’te sunulmuştur. Şekil incelendiğinde tahmin edilen değerlerin gerçek değerleri takip etmeye çalıştığı görülmektedir.



Şekil 3. ÇDR modeli ile tahmin edilen değerler

Tablo 1’de DVR ve ÇDR modellerine ait performans göstergeleri verilmiştir. Tablo incelendiğinde ÇDR yönteminin  $R^2$  değerinin 0.97, RMSE değerinin 2100 ve MSE değerinin  $4410 \times 10^3$  olduğu görülmektedir.

Tablo 1. Metotların Performans Göstergeleri

METOTLAR	$R^2$	RMSE	MSE
DVR	0.96	2400	$5760 \times 10^3$
ÇDR	0.97	2100	$4410 \times 10^3$

#### IV. TARTIŞMA

Sonuç olarak Türkiye’nin 2030 yılına kadar olan elektrik enerji kaybı tahmininde her iki yöntemin de güzel sonuçlar verdiği görülmektedir. Ancak ÇDR yönteminin daha iyi bir tahmin performansı sergilediği hem şekil 3’ten hem de Tablo 1’deki sonuçlardan görülmektedir.

#### KAYNAKLAR

- [1] Sağlam, M., Spataru, C., & Karaman, O. A. (2022). Electricity Demand Forecasting with Use of Artificial Intelligence: The Case of Gokceada Island. *Energies*, 15(16), 5950.
- [2] Karaman, Ö. A. (2023). Performance evaluation of seasonal solar irradiation models—case study: Karapınar town, Turkey. *Case Studies in Thermal Engineering*, 49, 103228.
- [3] Dursun, A., Eke, İ., & Tezcan, S. (2020). Artificial Neural Networks with Turkey Interconnected System for Day Ahead Market Transmission Lines Estimated Losses. *Uluslararası Muhendislik Arastirma ve Gelistirme Dergisi*.
- [4] Yang, M., Tang, A., Yang, H., Peng, J., & Yang, Y. (2022, March). Optimization calculation method of transmission line loss with multi-parameter correction. In *2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)* (Vol. 6, pp. 1453-1457). IEEE.
- [5] National Statistics, <http://www.tuik.gov.tr>, Erişim tarihi: 01.09.2023.
- [6] Turkish Electricity Transmission Corporation (Türkiye Elektrik İletim A.Ş.), <https://www.teias.gov.tr/yuk-tevzi-kontrol-merkezleri>, Erişim tarihi: 01.09.2023.
- [7] Yalçın, C. Analysis of Instantaneous Fuel Consumption in Aircrafts With Support Vector Regression. PhD Thesis, Mimar Sinan Fine Arts University, Institute of Science, Istanbul, Turkey, 2016.
- [8] Erdemci, H. Turkey's Energy Demand Forecast Until 2040 Using Machine Learning Algorithms. Master’s Thesis, Batman University, Batman, Turkey, 2023.
- [9] Halepoto, I.A.; Uqaili, M.A.; Chowdhry, B.S. Least Square Regression Based Integrated Multi- Parameteric Demand Modeling for Short Term Load Forecasting. *Mehran Univ. Res. J. Eng. Technol.* 2014, 33, 215–226.