

## Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması, Korelasyon Tabanlı Özellik Seçme Yöntemi ve Eğri Uydurma Tekniği ile Türkiye’ de Toplam Elektrik Tüketiminin Tahmin Edilmesi

Düzgün AKMAZ<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Elektrik Elektronik Mühendisliği, Mühendislik Fakültesi, Munzur Üniversitesi, Tunceli, Türkiye  
<sup>\*1</sup> dakmaz@munzur.edu.tr

(Geliş/Received: 19/05/2022;

Kabul/Accepted: 07/08/2022)

**Öz:** Elektrik tüketiminin tahmin edilmesi, güç sistemlerinin planlanması ve işletilmesinde önemli bir rol oynar. Bu yüzden bu çalışmada Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması (ÇKAA), Korelasyon Tabanlı Özellik Seçme Yöntemi (KTÖSY) ve Eğri Uydurma (EU) teknikleri ile Türkiye’ de toplam elektrik tüketimini tahmin eden bir model geliştirilmiştir. 2013-2018 yılları arası veriler ÇKAA, KTÖSY ve EU modelini oluşturmak için kullanılırken 2019-2020 yıllarındaki veriler ise modelin başarısını test etmek için kullanılmıştır. Yazılım sonuçları yöntemin geçmiş yıllardaki toplam elektrik tüketimini tahmin etmede başarılı olduğunu göstermiştir. Aynı zamanda oluşturulan model ile 2024 yılına kadar Türkiye’ deki toplam elektrik tüketimi de tahmin edilmiştir. Önerilen yöntem ile tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerlerinin farklı çalışma sonuçları ile tutarlı olduğu belirlenmiştir.

**Anahtar kelimeler:** Elektrik tüketimi, çok katmanlı algılayıcı algoritması, korelasyon tabanlı özellik seçme yöntemi, eğri uydurma.

### Estimation of Total Electricity Consumption of Turkey with Multilayer Perceptron Algorithm, Correlation Based Feature Selection Method and Curve Fitting Technique

**Abstract:** Estimating electricity consumption plays an important role in the planning and operation of power systems. Therefore, in this study, a model that predicts total electricity consumption of Turkey has been developed with Multilayer Perceptron Algorithm (MPA), Correlation Based Feature Selection Method (CBFSM) and Curve Fitting (CF) techniques. While the data between 2013-2018 years was used to create the MPA, CBFSM and CF model, the data for 2019-2020 years was used to test the success of the model. The software results showed that the method was successful in estimating the total electricity consumption in the past years. At the same time, with the model created, the total electricity consumption in Turkey until 2024 has been estimated. It has been determined that the total electricity consumption values estimated by the proposed method are consistent with the different study results.

**Key words:** Electricity consumption, multilayer perceptron algorithm, correlation based feature selection method, curve fitting.

#### 1. Giriş

Enerji, bir ülkenin ilerlemesinde ve sosyo-ekonomik gelişmesinde önemli bir rol oynar. Çeşitli araştırmalar enerji tüketimini ülkenin ekonomik, teknolojik ve sosyal büyümesi ile doğrudan ilişkili olduğunu göstermiştir [1] Günümüzde elektrik enerjisine olan talep giderek artmakta ve mevcut kaynaklar endişe verici bir hızla tükenmektedir [1]. Bu nedenle enerji kaynaklarını doğru bir şekilde yönetmek ve Yük Tahmini (YT) ile enerji kullanımını optimize etmek, üretim maliyetini ve çevresel tehlikeleri en aza indirmek için gereklidir [1].

YT ile bir sistemin gelecekteki enerji gereksinimleri önceki veriler kullanılarak belirlenmeye çalışılır. Planlama çabalarının ilk yapı taşı olarak kabul edilmektedir. Enerji arz ve talebi arasındaki dengeyi sağlar. Literatürde birçok farklı YT tekniği uygulanmıştır.

YT teknikleri genellikle istatistiksel ve Yapay Zeka (YZ) tabanlı tahmin modelleri olmak üzere iki kategoriye ayrılır [1-3]. Doğrusal regresyon [4], otoregresif hareketli ortalama yöntemi [5], genel üstel tekniği [6] ve stokastik zaman serisi [7] gibi teknikler istatistiksel yöntem olarak uygulanmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA) [8], Destek Vektör Makineleri (DVM) [9] ve Bulanık Mantık (BM) [10] gibi yöntemler ise YZ tabanlı yöntemler olarak uygulanmıştır. Son olarak bazı çalışmalarda ise birden fazla yaklaşım uygulanarak hibrit yöntemler geliştirilmiştir. YSA/BM’ye dayalı [11] ve genelleştirilmiş regresyon/olasılıksal sinir ağlarına dayalı [12]

\* Sorumlu yazar: [dakmaz@munzur.edu.tr](mailto:dakmaz@munzur.edu.tr) Yazarın ORCID Numarası: 0000-0002-4183-6424

yöntemler hibrit yöntem olarak uygulanmıştır. Literatürdeki YT ile ilgili birçok farklı yöntemin detaylı açıklamaları [1-3]’ te bulunabilir.

Türkiye’deki elektrik tüketimini/enerji talebini tahmin etmeye yönelik de birçok çalışma bulunmaktadır. Kesirsel matematik kullanılarak Türkiye’de net elektrik tüketimini tahmin eden bir yöntem geliştirilmiştir [13]. YSA ile Türkiye’nin net enerji talebini tahmin eden bir yöntem geliştirilmiştir [14]. Gri Tahmin ile Türkiye’deki toplam enerji talebi tahmin edilmiştir [15]. Türkiye’deki elektrik tüketim verileri doğrultusunda, regresyon analizi ve zaman serisi tekniklerinden faydalanılarak talep tahmini analizi yapılmıştır [16]. Genetik Algoritma (GA) ile eğitilmiş Destek Vektör Regresyon (DVR) ile bir tahmin uygulaması yapılmıştır [17]. Türkiye’nin elektrik tüketimini modellemek ve tahmin etmek için DVR yöntemi kullanılmıştır [18]. Türkiye’nin elektrik tüketimini modellemek ve tahmin etmek için YSA kullanan bir yöntem geliştirilmiştir [19]. Türkiye’nin gelecekteki enerji talebini tahmin etmek için Tulumlular Sürü Algoritması (TSA) tabanlı doğrusal bir yöntem geliştirilmiştir [20]. Tablo 1’de Türkiye’deki elektrik tüketimini/enerji talebini tahmin etmeye yönelik bazı çalışmalar karşılaştırılmıştır.

**Tablo 1.** Türkiye elektrik tüketimi/enerji tahmini ile ilgili yapılmış bazı çalışmalar

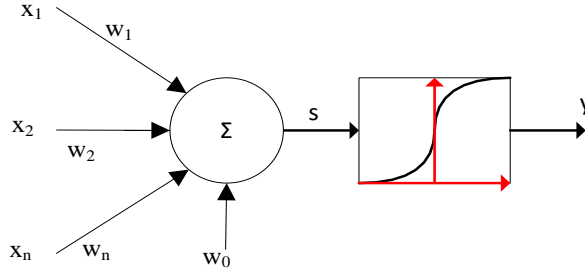
Ref	Yöntem	Bağımsız değişkenler	Bağımlı değişken	Veri yılları	Tahmin dönemi
[13]	Kesirsel matematik	Net elektrik tüketimi verileri	Elektrik tüketimi	1975-2015	1991-2015 2016-2037
[14]	YSA	Gayrisafi Yurtiçi Hâsıla (GSYİH), Nüfus, İthalat, İhracat, Bina yüz ölçümü, Taşıt sayısı	Enerji talebi	1970-2010	2011-2025
[15]	Gri Tahmin Modelleri	GSYİH, Nüfus, İthalat, İhracat, Bina Yüzölçümü	Enerji talebi	1994-2011	2012-2018 2019-2025
[16]	Regresyon ve zaman serisi	Nüfus, Kişi başı gelir, Satılan konut sayısı, Beyaz eşya sayısı, İş yeri sayısı	Elektrik tüketimi	2007-2019 Regresyon için 1970-2019 Normal	2007-2035
[17]	GA ile eğitilmiş DVR	GSYİH, Nüfus, İthalat ve İhracat	Elektrik tüketimi	1975-2014	1975-2014
[18]	DVR	Yıl, Nüfus, Gayrisafi Milli Hasıla (GSMH), İthalat, İhracat	Elektrik tüketimi	1975-2006	2007-2026
[19]	YSA	Yıl, Nüfus, GSMH, İthalat, İhracat	Elektrik tüketimi	1975-2006	2007-2027
[20]	Tulumlular sürü algoritması	GSYİH, Nüfus, İthalat ve İhracat	Enerji talebi	1979-2011	2012-2030
<b>Bu çalışma</b>	KTÖS, EU ÇKAA	Nüfus, Konut satışı	Elektrik tüketimi	2013-2018	2018-2024

Bu çalışmada Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması (ÇKAA), Korelasyon Tabanlı Özellik Seçim Yöntemi (KTÖSY) ve Eğri Uydurma (EU) teknikleri ile Türkiye’de toplam elektrik tüketimini tahmin eden bir model geliştirilmiştir. Bu modelde TÜİK (Türkiye İstatistik Kurumu/Turkish Statistical Institute)’in resmi sitesinden alınan nüfus, ihracat, ithalat, konut satışı ve yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü gibi farklı bağımsız değişkenler değerlendirilmiştir. KTÖSY çalışmada özellik sayısını azaltmak için kullanılırken, EU ise farklı yıllar için nüfus ve konut satışı gibi bağımsız değişkenleri tahmin etmek için kullanılmıştır. ÇKAA ise nüfus ve konut satışı gibi bağımsız değişken bilgileri ile bağımlı değişken olan toplam elektrik tüketimini tahmin etmek için kullanılmıştır.

2013-2018 yılları arası veriler ÇKAA, KTÖSY ve EU modelini oluşturmak için kullanılırken 2019-2020 yıllarındaki veriler ise modelin başarısını test etmek için kullanılmıştır. Son olarak oluşturulan model ile 2024 yılına kadar Türkiye’deki toplam elektrik tüketimi tahmin edilmiştir. Literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada, ÇKAA, KTÖSY ve EU modeli birlikte kullanılmış ve güncel veriler değerlendirilmiştir. Çalışmada ilk olarak ÇKAA, KTÖSY ve EU ile ilgili bilgiler verilmiştir. Daha sonra ise uygulama için seçilen parametreler ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

## 2. Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması (ÇKAA)

ÇKAA, giriş ve çıkış katmanı arasında bir veya daha fazla katman içeren ileri beslemeli bir sinir ağıdır. Katmanlarda yer alan her bir nöron, bitişik katmanlardaki her bir nöronla bağlantılıdır. Yapay bir nörona ait yapı Şekil 1’ de gösterilmiştir [21].



Şekil 1. Yapay nöron

Nöron, n girdinin ağırlıklı toplamını hesaplar, bir eşik değeri ekler ve ardından çıktıyı hesaplamak için sonuca bir aktivasyon fonksiyonu uygular [22].

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i + w_0 \quad (1)$$

$$Y=f(S) \quad (2)$$

Sigmoid aktivasyon fonksiyonu olarak en çok kullanılan fonksiyonudur ve Denklem 3 ile tanımlanmaktadır.

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3)$$

Bu fonksiyonun doğrusal olmaması, sinir ağıları modelinin gücü için esastır. Ayrıca işlev, çıkışı [0-1] aralığına ölçeklendirir [22].

## 3. Eğri Uydurma (Polinom)

Polinomlar, regresyonda en sık kullanılan eğri türlerinden biridir. Polinom eğri uydurma, verileri uydururken en küçük kareler yöntemini kullanır. Uydurma işlemi, yanıt verilerini bir veya daha fazla katsayılı tahmin verileriyle ilişkilendiren bir model gerektirir. Uydurma işleminin sonucunda modelin katsayıları tahmin edilir. Katsayı tahminlerini elde etmek için en küçük kareler yöntemi ile kalanların toplam karesi en aza indirilir. [23].

En küçük kareler  $j^{\text{th}}$  dereceden polinomlar yöntemi,  $y=a_0+a_1x+a_2x^2+\dots+a_jx^j$  ile  $(x_1,y_1),(x_2,y_2),\dots,(x_k,y_k)$  verilen veri kümesine yaklaşmak için  $j^{\text{th}}$  inci dereceden polinomları kullanır. Burada  $k \geq j+1$  olmalıdır. En uygun eğri,  $E$  için hataların karelerinin toplamının minimum olduğu eğridir. Bu, en küçük kareler ilkesi olarak bilinir ve Legendre tarafından önerilmiştir. En iyi uydurma eğrisi için en küçük kare hatası vardır.

$$E = \sum_{i=1}^k [y_i - f(x_i)]^2 = \sum_{i=1}^k [y_i - (a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + \dots + a_jx_i^j)]^2 = \min \quad (4)$$

## 4. Korelasyon Tabanlı Özellik Seçme Yöntemi

KTÖSY, öznelik alt kümelerini sıralayan ve öznelik ya da öznelik alt kümesinin değerini bir korelasyona dayalı buluşsal değerlendirme işlevine göre keşfeden bir filtre algoritmasıdır. KTÖS’ nin amacı, sınıfla yüksek düzeyde ilişkili ve birbirleriyle ilişkisiz özellikleri içeren alt kümeleri bulmaktır. Geri kalan özellikler göz ardı edilmelidir. Bir özelliğin kabulü, diğer özellikler tarafından önceden tahmin edilmeyen örnek

uzay alanlarındaki sınıfları ne ölçüde tahmin ettiğine bağlı olacaktır. KTÖS' nin öznitelik altkümesi değerlendirme fonksiyonu aşağıdaki gibi gösterilmektedir [24].

$$M_s = \frac{k\bar{r}_{ci}}{\sqrt{k+k(k-1)\bar{r}_{ij}}} \quad (5)$$

Formüldeki,  $k$  altkümedeki özellik sayısı,  $\bar{r}_{ci}$   $Y$  ile özellik arasındaki ortalama korelasyonu,  $\bar{r}_{ij}$  özelliklerin birbirleri arasındaki ortalama iç korelasyonunu göstermektedir [25].

## 5. Uygulama

Bu çalışmadaki uygulama için 2013-2020 yılları arasında nüfus, ihracat, ithalat, konut satışı ve yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü verileri değerlendirilmiştir. Bu veriler Tablo 2'de gösterilmiştir. KTÖSY ve ÇKAA için WEKA programı kullanılırken, eğri uydurma için ise MATLAB programı kullanılmıştır.

**Tablo 2.** TÜİK verileri

Yıl	Nüfus	İhracat (Bin \$)	İthalat (Bin \$)	Konut satışları (Toplam)	Yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü (m <sup>2</sup> )	Toplam elektrik tüketimi (MWh)
2013	76667864	161480915	260822803	1157190	175807606	198045181
2014	77695904	166504862	251142429	1165381	220653829	207375078
2015	78741053	150982114	213619211	1289320	189674525	217312250
2016	79814871	149246999	202189242	1341453	206971538	231203746
2017	80810525	164494619	238715128	1409314	287333966	249022646
2018	82003882	177168756	231152483	1375398	149438529	258232177
2019	83154997	180832722	210345203	1348729	73351564	257273130
2020	83614362	169637755	219516807	1499316	112343460	261192783

### 5.1. Korelasyon tabanlı özellik seçimi yöntemi ile özellik sayısı azaltma

Bağımlı değişken olan toplam enerji tüketimi ile bu çalışmada bağımsız değişken olarak kullanılan nüfus, ihracat, ithalat, konut satışı ve yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü verileri ile arasındaki bağlantılarını belirlemek için WEKA programı kullanılmıştır. Burada 2013-2018 yılları arasındaki veriler WEKA programı ile değerlendirilmiştir. Bu veriler doğrultusunda KTÖSY yönteminin program sonuçları Tablo 3' te gösterilmiştir.

**Tablo 3.** Toplam elektrik tüketiminin nüfus, ihracat, ithalat, konut satışı ve yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü verileri ile bağlantıları

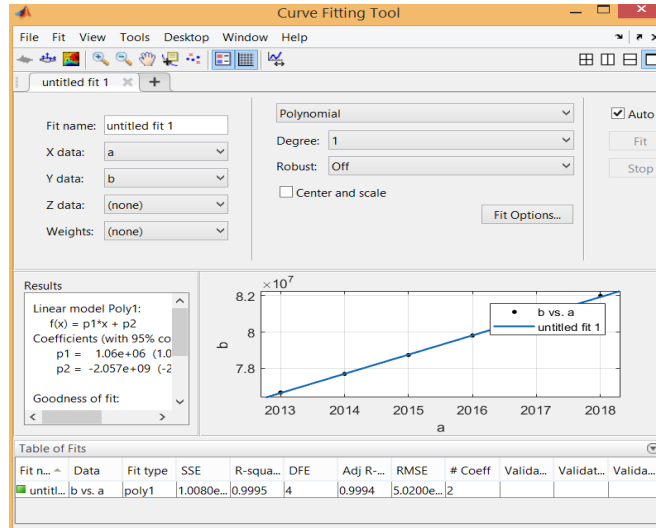
Özellik	Bağımsız değişken	Korelasyon tabanlı özellik seçimi değerleri
1	Nüfus	0.994
2	Konut satışı	0.933
3	İhracat	0.414
4	Yapı ruhsatı toplam bina yüz ölçümü	0.138
5	İthalat	-0.394

Tablo 3' ten görüldüğü gibi KTÖSY yöntemine göre 2013-2018 verileri için toplam elektrik tüketiminde en bağlantılı olan bağımsız değişken nüfus olmuştur. KTÖS yöntemine göre toplam elektrik tüketimi ile daha az

ilişkili olan bağımsız değişkenler ise ihracat, yapı ruhsatlı toplam bina yüz ölçümü ve ithalat olmuştur. WEKA programında Relieff özellik seçme yöntemi için de ithalat, ihracat ve yapı ruhsatlı toplam bina yüz ölçümü gibi bağımsız değişkenlerin toplam elektrik tüketimi ile ilişkisinin çok düşük olduğu belirlenmiştir. Aynı zamanda Tablo 2’deki veriler incelendiğinde Türkiye’deki toplam elektrik tüketiminin genel olarak arttığı gözlemlenmiştir. Buna karşın ithalat, ihracat ve yapı ruhsatlı toplam bina yüz ölçümü gibi verilerde ciddi değişiklikler olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum ilerleyen yıllarda ithalat, ihracat ve yapı ruhsatlı toplam bina yüz ölçümü gibi verileri tahmin etmeyi oldukça zor hale getirmektedir. Bu yüzden bu çalışmada toplam elektrik tüketimini tahmin etmek için bağımsız değişken olarak yalnızca nüfus ve konut satışı verileri kullanılmıştır.

## 5.2. Eğri uydurma ile farklı yıllar için nüfus ve konut satış sayılarının tahmin edilmesi

Nüfus ve konut satışı verilerinin ilerleyen yıllardaki değerlerini tahmin etmek için EU tekniği bu çalışmada kullanılmıştır. 2013-2018 yılları arasında nüfus ve konut satışı verileri MATLAB eğri uydurma (curve fitting) programı ile eğitilmiştir. Şekil 2’de MATLAB eğri uydurma aracı gösterilmektedir.



Şekil 2. MATLAB eğri uydurma aracı

Daha sonra nüfus ve konut satışı verileri için matematiksel denklemler elde edilmiştir. Bu denklemler sayesinde nüfus ve konut satışı değerleri farklı yıllar için de tahmin edilmektedir. Bu eğri uydurma sonucunda farklı yıllara ait nüfus ve konut satışı değerleri, Denklem 6 ve Denklem 7 ile bulunabilmektedir. Denklem 6 ve Denklem 7 ile tahmin edilen 2013-2020 yılları arasındaki nüfus ve konut satışı değerleri Tablo 4’te gösterilmiştir.

$$\text{Nüfus} = 1.06 * 10^6 * \text{Yıl} - 2.057 * 10^9 \quad (6)$$

$$\text{Konut satışı} = 5.357 * 10^4 * \text{Yıl} - 1.067 * 10^8 \quad (7)$$

Tablo 4. Eğri uydurma tekniği ile 2013-2020 yılları arası tahmin edilen nüfus ve konut satışı değerleri

	Yıl	Nüfus	Konut satışları
EU Eğitim	2013	76780000	1136410
	2014	77840000	1189980
	2015	78900000	1243550
	2016	79960000	1297120

	2017	81020000	1350690
	2018	82080000	1404260
<b>EU Test</b>	2019	83140000	1457830
	2020	84200000	1511400

Tablo 5' te ise Tablo 1' de yer alan nüfus/konut satışı gerçek değerleri ve Tablo 4' te EU tekniği ile elde edilen nüfus/konut satışı verilerinin Mutlak Yüzde Hata (MYH) değerleri gösterilmiştir. MYH değeri Denklem 8 ile elde edilmektedir.

$$MYH(\%) = \left| \frac{\text{Gerçek değer} - \text{Tahmindeğeri}}{\text{Gerçek değer}} \right| \times 100 \quad (8)$$

**Tablo 5.** 2013-2020 yılları arası TÜİK nüfus/konut satışı gerçek verileri ve EU ile tahmin edilen nüfus/konut satışı verilerinin MYH değerleri (%)

	Yıl	Nüfus	Konut satışları
<b>EU Eğitim</b>	2013	0,15	1,80
	2014	0,19	2,11
	2015	0,20	3,55
	2016	0,18	3,30
	2017	0,26	4,16
	2018	0,09	2,10
<b>EU Test</b>	2019	0,02	8,09
	2020	0,70	0,81
	Ortalama	0,22	3,24

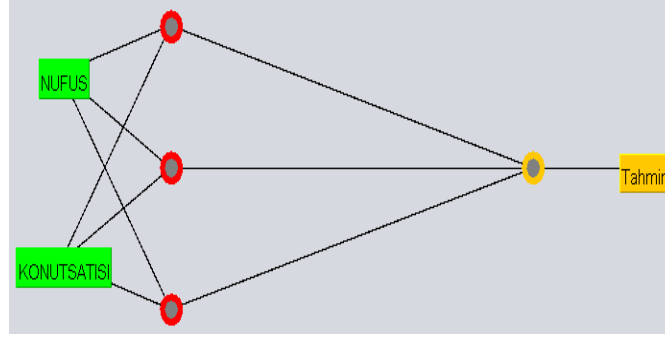
Tablo 5' ten görüldüğü gibi EU ile başarılı nüfus ve konut satışı tahminleri yapılmıştır. EU tekniğinin geliştirilmesi için 2013-2018 verileri kullanılmıştır. Bu yöntemin doğruluğunu göstermek ve başarısını test etmek için 2019-2020 yıllarındaki veriler değerlendirilmelidir. Çünkü 2019-2020 yıllarındaki veriler EU tekniğinin geliştirilmesinde kullanılmamıştır. Tablo 5' ten görüldüğü gibi 2019-2020 TÜİK ve EU verileri karşılaştırıldığında EU tekniğinin özellikle 2020 yılı için nüfus ve konut satışı değerlerinin tahmin edilmesinde oldukça başarılı olduğu görülmüştür. Elde edilen veriler EU yönteminin kabul edilebilir bir doğruluk sağladığını göstermiştir.

### 5.3. Çok katmanlı algılayıcı algoritması ile eğitim/test

ÇKAA bu çalışmada nüfus/konut sayısı gibi bağımsız değişkenleri kullanarak toplam elektrik tüketimini tahmin etmek için kullanılmıştır. İlk olarak 2013-2018 yılları arası TÜİK nüfus/konut satışı ve toplam elektrik tüketimi resmi verileri ile ÇKAA eğitilmiştir. Daha sonra 2019-2020 yılları için EU' nun nüfus/konut satışı verileri ÇKAA' ya uygulanarak önerilen model test edilmiştir. Eğitim ve test için tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerleri ile TÜİK verileri karşılaştırılarak modelin başarılı olduğu belirlenmiştir. En son olarak ise EU tekniği ile tahmin edilen 2021-2024 yıllarındaki nüfus ve konut satışları verileri ÇKAA' ya uygulanarak ileriye dönük toplam elektrik tüketimi tahmin edilmiştir.

### 5.4. Çok katmanlı algılayıcı algoritmasının modelini oluşturma (2013-2018 yılı verileri/eğitim)

Bu çalışmada ÇKAA yapısı için sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmış ve tek katmanlı ileri beslemeli sinir ağı seçilmiştir. Birçok deneme sonucunda nöron sayısı ise 3 olarak belirlenmiştir. Bu ÇKAA yapısı Şekil 3' te gösterilmiştir.



Şekil 3. ÇKAA yapısı

Eğitim için 2013-2018 yılları arasındaki nüfus ve konut satışı verileri bağımsız değişken olarak kullanılırken, toplam elektrik tüketimi ise bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Eğitim sonrası 2013-2018 yılları için TÜİK' in gerçek değerleri ve ÇKAA' nın tahmin değerleri Tablo 6' da gösterilmiştir.

**Tablo 6.** ÇKAA yöntemi ile 2013-2018 yılları için tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerleri ve TÜİK değerleri

Yıl	TÜİK gerçek değer (MWh)	ÇKAA tahmin Değeri (MWh)	Mutlak yüzdelik hata (%)
2013	198045181	198501211	0,23
2014	207375078	203729392	1,76
2015	217312250	214638670	1,23
2016	231203746	229787809	0,61
2017	249022646	247315116	0,69
2018	258232177	256515758	0,66

Tablo 6' daki veriler önerilen ÇKAA parametrelerinin toplam elektrik tüketimini tahmin etmede başarılı olduğunu göstermiştir.

### 5.5. Çok katmanlı algılayıcı algoritması ve EU tekniği ile geliştirilen modeli test etme (2019-2020 yıl verileri)

Tablo 6' daki sonuçlar ÇKAA ile eğitimin başarılı olduğunu göstermektedir. EU ve ÇKAA yöntemini test etmek için ise 2019-2020 yıllarındaki EU ile tahmin edilen nüfus ve konut sayısı verileri, eğitilen ÇKAA' ya uygulanmıştır. ÇKAA bu verileri kullanarak 2019-2020 yılları için toplam elektrik tüketimini tahmin etmiştir. Tablo 7' de 2019-2020 yıllarındaki gerçek toplam elektrik tüketim verileri ve EU/ÇKAA ile tahmin edilen toplam elektrik tüketim verileri gösterilmiştir. Tablo 7, EU/ ÇKAA yönteminin 2019-2020 yılları için toplam elektrik tüketimini tahmin etmede başarılı olduğunu göstermiştir.

**Tablo 7.** EU/ÇKAA yöntemleri ile 2019-2020 yılları için tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerleri ve TÜİK değerleri

Yıl	TÜİK gerçek değer (MWh)	EU ve ÇKAA tahmin değeri (MWh)	Mutlak yüzdelik hata (%)
2019	257273130	264150468	2,67
2020	261192783	271297960	3,87

### 5.6. Çok katmanlı algılayıcı algoritması ve EU tekniği ile 2021-2024 yılları için toplam elektrik tüketimini tahmin etme

Bu çalışmada 2013-2018 yılları arasındaki veriler eğitim için kullanılırken, 2019-2020 yılları arasındaki veriler ise modeli test etmek için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar modelin geçmiş yıllar için toplam elektrik

tüketimini tahmin etmede başarılı olduğunu göstermiştir. Ancak ilerleyen yıllar için de model ile toplam elektrik tüketiminin tahmin edilmesi gereklidir. Bu yüzden modelin doğruluğu test edildikten sonra 2021-2024 yılları için de toplam elektrik tüketimi tahmin edilmiştir. İlk olarak 2021-2024 yılları arasında EU tekniği ile nüfus ve konut satışı verilerinin belirlenmesi gereklidir. Denklem 6 ve 7 ile 2021-2024 yılları için nüfus ve konut satışı verileri tahmin edilmiş ve bu veriler Tablo 8’ de gösterilmiştir.

**Tablo 8.** EU tekniği ile 2021-2024 yılları arası tahmin edilen nüfus ve konut satışı değerleri

Yıl	Nüfus	Konut satışı
2021	85260000	1564970
2022	86320000	1618540
2023	87380000	1672110
2024	88440000	1725680

Daha sonra Tablo 8’ deki nüfus ve konut satışı verileri ÇKAA’ ya uygulanarak 2021-2024 yılları için toplam elektrik tüketimi tahmin edilmiştir. Bu değerler Tablo 9’ da gösterilmiştir.

**Tablo 9.** EU/ÇKAA yöntemleri ile 2021-2024 yıllarında tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerleri

Yıl	EU/ÇKAA Tahmin değeri
2021	276782114
2022	278800633
2023	280205211
2024	281225884

## 5.7. Önerilen yöntem sonuçlarının farklı çalışmalar ile karşılaştırılması

Bu bölümde 2013-2020 ve 2021-2024 yılları için önerilen yöntemin ve farklı çalışmaların Türkiye’ deki toplam elektrik tüketimi tahminleri karşılaştırılmıştır. 2013-2020 yılları için elde edilen sonuçlar Tablo 10’ da gösterilmiştir. Aynı zamanda bu çalışma ve farklı çalışmaların MYH değerleri Tablo 11’ de gösterilmiştir. Tablo 11’ den görüldüğü gibi bu çalışmadaki ortalama MYH değeri %1.47 olmuştur. Tablo 11 önerilen yöntemin 2013-2020 yılları için kabul edilebilir bir başarı sağladığını göstermektedir.

**Tablo 10.** Farklı çalışmaların Türkiye’ deki toplam elektrik tüketimi tahminleri

Yıl	Gerçek Değer (TUİK)	[18]	[19]	[13]	[16]	Önerilen
2013	198045181	177630000	201090000	198190000	201960000	198501211
2014	207375078	179180000	206670000	207555000	208822000	203729392
2015	217312250	184100000	212170000	217164000	218245000	214638670
2016	231203746	193200000	217670000	227019000	226590000	229787809
2017	249022646	199630000	223170000	237121000	251071000	247315116
2018	258232177	207560000	228700000	247470000	255184000	256515758
2019	257273130	215960000	234250000	258070000	259651000	264150468
2020	261192783	224440000	239830000	268921000	269484000	271297960

**Tablo 11.** Farklı çalışmaların MYH değerleri (%)

Yıl	[18]	[19]	[13]	[16]	Önerilen
2013	10,30	1,53	0,07	1,97	0,23
2014	13,59	0,34	0,08	0,69	1,76
2015	15,28	2,36	0,06	0,42	1,23
2016	16,43	5,85	1,80	1,99	0,61
2017	19,83	10,38	4,77	0,82	0,69
2018	19,62	11,43	4,16	1,18	0,66
2019	16,05	8,94	0,30	0,92	2,67
2020	14,07	8,17	2,95	3,17	3,87
<b>Ortalama</b>	15,65	6,13	1,78	1,40	1,47



2021-2024 yılları arası bu ve farklı çalışmaların toplam elektrik tüketimi tahmin değerleri de Tablo 12’ de gösterilmiştir. Tablo 12’den görüldüğü gibi genel olarak bu çalışmadaki yöntem ile matematiksel model [13] ve zaman serisi/regresyon analizi [16] yöntemlerinden biraz daha küçük ancak DVR [18] ve YSA [19] yöntemlerinden ise biraz daha yüksek toplam elektrik tüketim değerleri tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar önerilen yöntemin 2021-2024 yılları için literatürdeki çalışmalar ile uyumlu olduğunu göstermektedir.

**Tablo 12.** Önerilen yöntemin ve farklı çalışmaların 2021-2024 yılları için tahmin edilen toplam elektrik tüketimi değerleri

Yıl	[18]	[19]	Önerilen	[13]	[16]
2021	233200000	245440000	276782114	278901000	280024000
2022	242520000	251060000	278800633	288329000	291382000
2023	252450000	256700000	280205211	298091000	302994000
2024	262870000	262360000	281225884	307902000	314864000

## 6. Sonuçlar

Bu çalışmada Türkiye’deki toplam elektrik tüketimini tahmin etmeye yönelik bir yöntem geliştirilmiştir. Yöntemde Korelasyon Tabanlı Özellik Seçimi Yöntemi, Eğri Uydurma tekniği ve Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması kullanılmıştır. Uygulama sonuçları yöntemin geçmiş veriler için başarılı olduğunu göstermiştir. 2013-2020 yılları için yöntemin ortalama mutlak yüzde hata değeri %1.47 olmuştur. Aynı zamanda bu çalışma ile 2024 yılına kadar toplam elektrik tüketimi de tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçların literatürde var olan çalışmalar ile tutarlı olduğu görülmektedir. Bununla birlikte önerilen yöntemin ilerleyen yıllarda daha başarılı sonuçlar vermesi için her yıl, açıklanan TÜİK verileri doğrultusunda güncel veriler ile revize edilmesi önerilmektedir.

## Kaynaklar

- [1] Khan AR, Mahmood A, Safdar A, Khan ZA, Khan NA. Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review. *Renewable Sustainable Energy Rev* 2016; 54: 1311-1322.
- [2] Hong T, Fan S. Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting* 2016; 32(3): 914-938.
- [3] Raza MQ, Khosravi A. A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings. *Renewable Sustainable Energy Rev* 2015; 50: 1352-1372.
- [4] Amral N, Ozveren CS, King D. Short term load forecasting using multiple linear regression. In 2007 42nd International universities power engineering conference 2007; Brighton, UK:1192-1198.
- [5] Chen JF, Wang WM, Huang CM. Analysis of an adaptive time-series autoregressive moving-average (ARMA) model for short-term load forecasting. *Electr. Power Syst. Res* 1995; 34(3): 187-196.
- [6] Christiaanse WR. Short-term load forecasting using general exponential smoothing. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* 1971; (2): 900-911.
- [7] Chakhchoukh Y, Panciatici P, Mili L. Electric load forecasting based on statistical robust methods. *IEEE Transactions on Power Systems* 2010; 26(3): 982-991.
- [8] Khotanzad A, Afkhami-Rohani R. ANNSTLF—Artificial neural network short-term load forecaster generation three. *IEEE Transactions on Power Systems* 1998; 13(4): 1413–1422.
- [9] Chen B-J, Chang M-W, Lin C-J. Load forecasting using support vector machines: a study on EUNITE competition 2001. *IEEE Transactions on Power Systems* 2004; 19: 1821–1830.
- [10] Hong T, Wang P. Fuzzy interaction regression for short term load forecasting. *Fuzzy Optimization and Decision Making* 2014; 13(1): 91–103.
- [11] Khotanzad A, Zhou E, Elragal H. A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment. *IEEE Transactions On Power Systems* 2002; 17(4): 1273-1282.
- [12] Tripathi MM, Upadhyay KG, Singh SN. Short-term load forecasting using generalized regression and probabilistic neural networks in the electricity market. *The Electricity Journal*, 2008; 21(9): 24-34.
- [13] Çalık AE, Şirin H. Türkiye’deki elektrik enerji ihtiyacının matematiksel bir modellenmesi. *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi* 2017; 21(6): 1475-1482.
- [14] ES HA, Kalender FY, Hamzaçebi C. Yapay sinir ağları ile Türkiye net enerji talep tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi* 2014; 29(3): 495-504.
- [15] ES HA. Gri tahmin modelleri ile toplam enerji talep tahmini: Türkiye örneği. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi* 2020; 10(3): 771-782.

- [16] Nebati EE, Murat TAŞ, Ertaş G. Türkiye’de Elektrik Tüketiminde Talep Tahmini: Zaman Serisi Ve Regresyon Analizi ile Karşılaştırma. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi* 2021; 31: 348-357.
- [17] Kaynar O, Yüksek AG, Demirkoparan F. Genetik Algoritma ile Eğitilmiş Destek Vektör Regresyon Kullanılarak Türkiye'nin Elektrik Tüketim Tahmini. *Journal of the Faculty of Economics/Iktisat Fakültesi Mecmuası* 2016; 66(2): 45-60.
- [18] Kavaklioglu K. Modeling and prediction of Turkey’s electricity consumption using Support Vector Regression. *Applied Energy* 2011; 88(1): 368-375.
- [19] Kavaklioglu K, Ceylan H, Oztürk HK, Canyurt OE. Modeling and prediction of Turkey’s electricity consumption using artificial neural networks. *Energy Conversion and Management* 2009; 50(11): 2719-2727.
- [20] Aslan M. Türkiye'nin Enerji Talebini Tahmin Etmek İçin Tulumlular Sürü Algoritmasına Dayalı Bir Uygulama. *Adıyaman Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi* 2021; 8(14): 34-46.
- [21] Area S, Mesra R. Analysis of Bayes, neural network and tree classifier of classification technique in data mining using WEKA. *Computer Science & Information Technology* 2012.
- [22] Morariu D, Creţulescu R, Breazu M. The weka multilayer perceptron classifier. *International Journal of Advanced Statistics and IT&C for Economics and Life Sciences* 2017; 7(1).
- [23] Kumar A, Singh AP. Neural network based fault diagnosis in analog electronic circuit using polynomial curve fitting. *International Journal of Computer Applications* 2013; 61(16).
- [24] Yıldırım P. Filter based feature selection methods for prediction of risks in hepatitis disease. *International Journal of Machine Learning and Computing* 2015; 5(4): 258.
- [25] Budak, H. Özellik seçim yöntemleri ve yeni bir yaklaşım. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi* 2018; 22: 21-31.