



Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

YSA VE ANFIS Tekniklerine Dayalı Enerji Tüketim Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırılması

 Fırat EKİNCİ

*Enerji Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Adana Bilim ve Teknoloji Üniversitesi,
Adana, TÜRKİYE*

** Sorumlu yazarın e-posta adresi: fekinci@adanabtu.edu.tr*

DOI : 10.29130/dubited.485822

ÖZET

Enerji tüketimi, ülkelerin sosyal ve ekonomik gelişmişliğini gösteren en önemli faktörlerden biridir. Son yıllarda, Türkiye'nin enerji talebi de yaşanan ekonomik ve sosyal büyüme ile birlikte artmaktadır. Artan enerji talebinin planlanması ve yönetilmesi ülkenin enerji politikası için hayati öneme sahiptir. Enerjinin planlanması ve yönetiminin doğru ve güvenilir olması ekonomik ve doğal kaynakların etkin kullanılmasını sağlayacaktır. Enerji planlanması ve yönetiminde tahmin yöntemleri ve algoritmalar enerji talebinin belirlenmesinde kullanılan en yaygın yöntemlerdir. Elektrik enerjisi talebi bölgesel, mevsimsel ve anlık dalgalanmalar gösterebilmektedir. Bu nedenle, tahmine etki eden faktörlerin doğru belirlenmesi ve değerlendirilmesi gerekir. Yaşanan ekonomik büyüme birlikte artan konut ihtiyacı da enerji talebini artırmaktadır. Bu çalışmada, 1970-2015 yıllarına ait Türkiye elektrik enerjisi verileri işlenmiş ve Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemleri ile yapılan tahminler gerçekleşen tüketim değerleri karşılaştırılarak iki yöntemin performans analizi yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: *Enerji tahmini, Yapay Sinir Ağı, Enerji tüketimi, Yenilenebilir enerji*

Comparison of Energy Consumption Prediction Methods With ANN AND ANFIS Techniques

ABSTRACT

Energy consumption is one of the most important factors that show the social and economic development of a country. In recent years, Turkey's energy demand has increased with economic and social growth. The planning and management of increasing energy demand is vital for the country's energy policy. The correct and reliable planning and management of energy will ensure the efficient use of economic and natural resources. Estimation methods and algorithms used in energy planning and management are the most common methods used to determine energy demand. The demand for electricity can show regional, seasonal and instantaneous fluctuations. Therefore, the factors affecting the prediction must be accurately identified and evaluated. The economic growth and also the increasing housing need increase the energy demand. In this study, Turkey's electric energy data in between 1970-2015 year evaluated by Artificial Neural Networks (ANN) and Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) methods and then the performance analysis of both methods was considered.

Keywords: *Energy prediction, Artificial Neural Network, Energy consumption, Renewable energy*

I. GİRİŞ

Enerjinin sürekli ve kaliteli olarak sunulması günümüzde artık zorunluluk haline gelmiştir. Sadece sanayi işletmelerinin üretim faaliyetlerine devam edebilmesi için değil aynı zamanda konutlarda konforun sağlanmasında da enerji arzı önemlidir. Enerji arzının belirlenmesi ülkelerin sahip olduğu doğal ve ekonomik kaynaklarının doğru planlanması ve yönetilmesi için hayati önem taşımaktadır. Enerji arzı kullanıcılara ve kullanımına uygun olarak gün içerisinde anlık değişebildiği gibi günlük, aylık ve yıllık bazda da farklılık gösterebilmektedir. Bu öngörülemeyen değişkenlik enerji talebinin tahmin edilmesini zor ve karmaşık bir işlem haline getirmektedir. Enerji tahmininde elektrik enerjisi önemli bir yere sahiptir. Elektrik enerjisinin kesintisiz ve uygun fiyatla tüketicilere sunulması günümüzün en önemli enerji sorunlarından biridir. Elektrik enerjisi talebi bölgesel, mevsimsel ve anlık dalgalanmalar gösterebilmektedir. Tüketim tahmin yöntemleri kısa ve uzun dönemli olarak yapılmaktadır. Kısa dönemli yapılan elektrik tüketim tahminleri elektrik fiyatlandırılması ve buna bağlı olarak enerji kaynaklarının etkin kullanılmasında önemlidir. Uzun dönemli enerji arz tahminleri ise makro ölçekte enerji planlanmasında kurulacak olan enerji tesislerinin kapasitesini ve yerinin belirlenmesinde kullanılır. Elektrik enerjisi arzının tahmininde sadece elektrik üretiminin değil aynı zamanda dağıtım ve iletim sistemlerinin de doğru bir şekilde yönetilmesi ve işletilmesi gereklidir. Sistemdeki bileşenlerinin bakımı ve yenilenmesi de tahmin yönteminden beklenen sonuçlardan biridir. Kısa vadeli tahminin aksine uzun vadeli tahminler enerji piyasasının yapılandırılması ve kurulması planlanan enerji santrallerinin gücü ve yerinin belirlenmesinde rol oynamaktadır. Genel olarak talep tahmini, kullanıcıların istedikleri hizmet veya ürünün farklı veriler yardımıyla tahmin edilmesi veya önceki yıllardaki taleplerinin ve değişkenlerin işlenmesi ile gelecekteki talebin tahmin edilmesidir. Elektrik talep tahmini ise önceki yıllardaki taleplerin farklı değişkenlerle işlenerek bir tahmin yöntem ile gelecekteki enerji ihtiyacının belirlenmesidir. Özellikle ekonomik kaynakları sınırlı ve dışarıya bağımlı ülkelerin enerji fiyatlarındaki artış olumsuz etki yapmaktadır. Bu etki tek taraflı olmayıp enerji ihracat ülkelere olumsuz etki yapmaktadır. Ülkemizdeki elektrik tüketim verilerine bakıldığında 2016 yılında 278,4 milyar kWh olarak gerçekleşmiştir. Elektrik tüketiminin 2023 yılında, 385 TWh olması beklenmektedir (ETKB, 20.11.2018). 2017 yılı sonu itibariyle elektrik üretimi için kurulu gücü; % 32,0'ı hidrolik enerji, % 27,2'si doğal gaz, % 21,9'u kömür, % 7,6'sı rüzgâr, % 4,0'ı güneş, % 1,2'si jeotermal ve % 5,9'u ise diğer kaynaklar dağılmaktadır. Mevcut santrallerin 628 adedi hidroelektrik, 41 adedi kömür, 207 adedi rüzgâr, 40 adedi jeotermal, 286 adedi doğal gaz, 3.616 adedi güneş, 203 adedi ise diğer kaynaklı santrallerdir. Hidroelektrik üretimi 2017 yılında 58,5 milyar kWh olarak gerçekleşmiş olup elektrik üretimimizin %19,8'i hidrolikten elde edilmiştir. 2017 yılı sonu itibariyle, işletmede bulunan 3.421 MW'lık kurulu güce sahip 3.616 adet Güneş Enerji Santrali Türkiye toplam kurulu gücün yaklaşık %4'üne karşılık gelip 2017 yılında 2.684 GWh olarak gerçekleşmiştir. 2017 yılında rüzgâr enerjisi kaynaklı 17.909 GWh elektrik üretilmiş olup bu değer toplam üretimin %6,06'sıdır. Ülkemizin linyit maden ocaklarının yaklaşık %46'sı Afşin-Elbistan havzasında bulunurken taşkömürü ocakları ise Zonguldak ve civarındadır. [1]. Yukarıdaki verilerden de anlaşılacağı üzere elektrik enerjisine ihtiyaç ülkemizde gün geçtikçe artmaktadır. Bu nedenle elektrik piyasası sisteminin planlanması ve yönetilmesi ülkenin kaynaklarının kullanımında önemli hale gelmiştir. Talep tahmininde farklı yönetim ve algoritmaları kullanılmaktadır. Literatüre bakıldığında tahmin yöntemlerinin enerjiden bankacılık sektörüne kadar farklı alanlarda uygulandığı görülecektir. Tahmin modelinin seçilmesi ve verilerin işlenerek doğru tahmin yapılması kolay bir işlem değildir. Seçilen tahmin modeli herhangi bir ülke veya şehir için uygun olabilirken farklı bir bölgede aynı sonuç vermeyebilir. Bu farklılık iklimsel özelliklerden, tüketim alışkanlıklarından ve enerji kaynaklarından kaynaklanabilir. Bu nedenle, her koşul için farklı tahmin yöntemleri kullanılmalıdır. Ülkemizde yapılan enerji tahmin çalışmalarında elektrik üretiminin ileriye dönük tahmini yapılmış olup birincil ve yenilebilir enerji kaynakları ve bu kaynakların detaylı analizi yapılarak gelecek tahmini yapılmamıştır. Bu çalışmada, Türkiye elektrik enerjisi tüketimi için 1970-2015 yıllarına ait veriler

işlenerek enerji kaynaklarına göre detaylı enerji tahmini yapılmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA) ve ANFIS yöntemleri tahmin için kullanılmış ve hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği performans değerleri ile ortaya konulmuştur.

II. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Herhangi bir tahmin modelinde girdi değişkenlerinin doğru belirlenmesi ve kullanılması önemlidir. Çünkü tahmini istenilen çıktı değeri veya değerleri belirlenen girdi parametrelerinin eksik ve yanlış seçimi ile yapılan tahmin doğrudan etkileyecektir. Enerji tahmininde sosyoekonomik veriler daha çok kullanılmakla beraber girdi değişkeni olarak enerji tüketimi ve üretimi, üretim kapasitesi, işsizlik, enflasyon ve sıcaklık değerleri de kullanılmaktadır. Elektrik tüketimi tahmin modellerinde çoğunlukla sosyoekonomik girdi değerleri, nüfus, kişi başına düşen milli gelir, ithalat ve ihracat değerleri kullanılmaktadır. Bu değerlerden nüfus, enerji tüketimine etki eden en belirgin ve anlaşılabilir girdilerden bir tanesidir. İthalat ve ihracat girdisi ise üretim faaliyetlerinin yani sanayi üretiminin en önemli göstergeleridir. Son olarak kişi başına düşen milli gelir elektrik tüketimine etki eden ve yaşam standardını gösteren parametredir. Tahmin işlemlerinde tek bir model kullanılabildiği gibi farklı model ve algoritmaların da birlikte kullanılması mümkündür. Bu yaklaşım yöntemi melez yaklaşım olarak adlandırılır. Elektrik tüketim tahmini üzerine literatürde yerli ve yabancı birçok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışma için ülkemizin enerji tüketimi ve üretimi için yapılan enerji tahmin çalışmaları Tablo 1’de sunulmuştur [2-40]. Ediger ve Tatlıdil birincil enerji kaynaklarına için tahmin geliştirmiştir [2]. Ceylan ve Öztürk, Öztürk ve ark. ve Canyurt ve ark. genetik algoritmalar kullanarak enerji talebini ve elektrik tüketimini tahmin etmiştir [2-4]. Yumurtacı ve Asmaz, 2050 yılına kadar enerji talebini öngörmüş ve gerekli enerjinin yüzde kaçının hidrolik ve termal santraller tarafından üretilebileceğini istatistiksel tekniklerle hesaplamışlardır [5]. Türkiye'nin başkenti için YSA kullanarak gaz tüketiminin tahmini ve değerlendirilmesi için bir yaklaşım önermiştir [6]. Hamzaçebi net elektrik enerji tüketimini için Regresyon, Box-Jenkins ve YSA modellerini kullanmıştır [7-15]. Yalcinoz ve Eminoglu, Niğde ili için güç dağıtım sistemlerinde kısa vadeli pik yük tahminleri, kısa vadeli toplam yük tahminleri ve orta vadeli aylık yük tahminleri için yapay sinir ağları modeli sunmuşlardır [10-12]. Sözen ve diğ. YSA kullanılarak net enerji tüketiminin tahmini için denklemler geliştirmişlerdir [12-15]. 2010 ve 2020 yılları için Türkiye'nin elektrik enerjisi tüketim oranlarını regresyon analizi ile öngörmüş ve geleceğin dağılımını tahmin etmek için doğrusal bir matematiksel optimizasyon modeli geliştirmiştir [10-30]. Kavaklıoğlu, Türkiye'nin elektrik tüketimini, yıllık veriler kullanılarak Tek Değerli Dekompozisyon (TDD) ile modellemiş ve elektrik tüketimi tahmininde de bu modelin kullanabildiğini göstermiştir [20-22]. Hamzaçebi ve Es, gri tahmin metodunu kullanarak 2025 yılına kadar yıllık elektrik tüketimini hesaplamıştır. Günay, çalışmasında gayri milli hasıla, işsizlik, sıcaklık verilerini MLR ve YSA modellerini kullanarak ülkenin brüt elektrik enerjisi talebini belirlemiştir [31]. Yaslan ve Bican, Ampirik Mod Dekompozisyonu (EMD) ve Destek Vektör Regresyon (SVR) algoritmalarını içeren bir melez metot kullanarak elektrik yük talebini tahmin etmiştir [33].

Tablo 1. Ülkemizin enerji tüketimi ve üretimi için yapılan enerji tahmin çalışmaları (2002-2017).

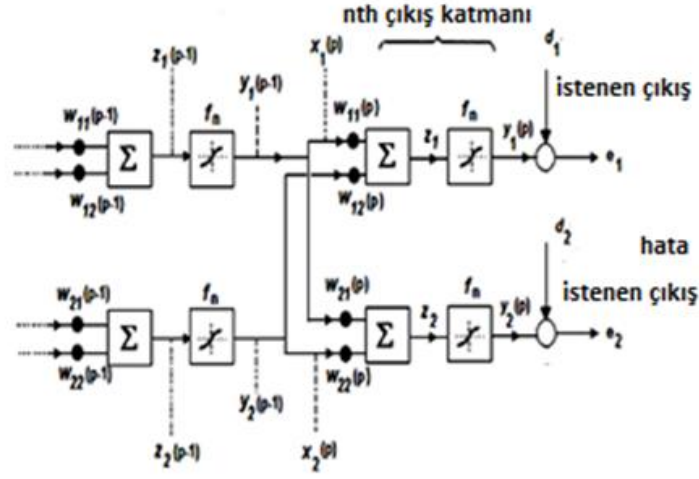
	Yöntem	Kaynaklar
Metotlar	YSA	17,23,24,16,12,18,19,7,10,25,26,31,34,30
	<i>ANFIS</i>	<i>Mevcut çalışma</i>
	ARIMA	13,15,11
	YSA + Optimizasyon	21,14
	Optimizasyon	21,14
	Gri Tahmin	20,28
	Genetik Algoritma	4,5,6,9,8,30
	Harmoni Arama Algoritması	22
	Eş bütünleşme Analizi	15,
	Kıyaslamalı Regresyon	15,29
Lineer Regresyon	3,27,20,32	
Girdi değişkenleri	Nüfus	17,23,21,3,4,5,6,14,22,12,9,8,7,19,10,25,27,31
	Brüt üretim	17,24,19,7,10
	Kurulu güç	17,19,7,10
	Enerji tüketimi	17,3,24,18,
	İthalat - İhracat	17,23,36,4,5,14,19,9,25,27
	Kişi başına GSYİH	21,5,6,14,22,8,19,25,27,31
	Ulaşım	16
	Gayri safi milli hasıla	4,12,9,19
	Sıcaklık, Enfilasyon	31
Çıktı verisi	Elektrik tüketimi	17,23,20,16,19,7,10,25,27,26
	Enerji talebi	21,2,3,4,5,13,14,15,12,8,33,31
	Enerji ve ekserji üretimi	6
	Enerji kaynakları	17,11
	Sera gazları emisyonu	18
Eğitim verileri	1975-2003	17,7
	1975-2006	23
	1970-2004	20,16
	1979-2005	21
	1950-1999	2
	1980-2002	3
	1970-2001	4,5,12
	1990-2000	6
	1950-2005	13
	1970-2005	14
	1968-2006	24
	1970-2005	22
	1923-2004	15
	1980-2001	9
	1993-2004	18
	1950-2003	11
	1968-2005	19
	1953-2000	10
	1980-2007	25
	1970-2011	27
1970-2009	26	
1975-2013	31	
2012-2014	32	
Tahmin verileri	2004-2020	17,12
	2007-2027	23
	2006-2015	20,
	2006-2025	21,14,22
	2000-2010	2
	2003-2050	3
	2002-2025	4,5
	2000-2020	6
	2005-2020	13,18
	2008-2014	25
	2003-2020	16
	2005-2014	15
	2002-2020	9
	2010-2011	26
	2013-2025	28

Melez Yaklaşım

III. MATERYAL VE YÖNTEMLER

A. YAPAY SİNİR AĞLARI

Analitik ve doğrusal olmayan, hareketsiz veya stokastik türler gibi karmaşık problemler YSA'lar kullanıldığında sınırlı programlama bilgisi ile çözülebildiği gibi özellikle programda yeniden programlama veya başka girişimler olmaksızın çeşitli sorunlar da çözülebilir [35]. Yapay sinir ağları yönetiminde farklı ağ yapıları bulunmaktadır. Literatürde, YSA yöntemleri arasında ileri beslemeli sinir ağları (IBSA), radyal temel sinir ağları (RBNN) ve genelleştirilmiş regresyon sinir ağları (GRNN) bulunmaktadır. Bununla birlikte, çok katmanlı İBS 'ler en yaygın olarak kullanılan eğitim algoritmasıdır. Bir sinir ağı, temel işleme unsurları olan nöronları içerir. Geri yayılım algoritması (GYA) çıktı katmanını hesaplayabilmek için birçok defa giriş katmanına giderek hesaplama yapmaktadır. Ara katmanlar için çıktılar Şekil 1'de gösterildiği gibi kullanılmaktadır [36].



Şekil 1. Çok katlı bir YSA Mimarisi [36]

Hataları tanımlamak için \mathcal{E} sembolü kullanılır:

$$\mathcal{E} = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2 \quad (1)$$

Çıktı katmandaki nöron sayısı eşitlik (1)'de $k = 1, 2, \dots, N$ olarak tanımlanır. \mathcal{E} eğrisi şu şekilde verilir:

$$\nabla \mathcal{E}_k = \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial w_{kj}} \quad (2)$$

Toplam eğim değeri için:

$$w_{kj}(m+1) = w_{kj}(m) + \Delta w_{kj}(m) \quad (3)$$

Nöronun çıktı katmanına giriş j , k^{th} dizideki sırayı içerir ve şu şekilde sunulabilir:

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} \quad (4)$$

W_{kj} ve x_j çarpımı, k perseptron'un z_k [36] düğüm çıktısına eşittir:

$$z_k = \sum_j w_{kj} x_j \quad (5)$$

Bu nöronun j girişi x_j ve mimari çıktısı y_k doğrusal olmayan bir işlevle tanımlanır:

$$y_k = F_N(z_k) \quad (6)$$

Eşitlik (6) doğrusal olmayan fonksiyon F ile gösterilir. Değişiklik verir:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} \quad (7)$$

Eşitlik (5) i kullanarak;

$$\frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} = x_j(p) = y_j(p-1) \quad (8)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} x_j(p) = \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} y_j(p-1) \quad (9)$$

J , j^{th} girişini içeren çıktı, (p) çıkış katmanının k nöronu ile gösterilir. Ayrıca, Eşitlik (10) [36]:

$$\Phi_k(p) = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k(p)} \quad (10)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = -\Phi_k(p) x_j(p) = -\Phi_k(p) y_j(p-1) \quad (11)$$

$$\Delta w_{kj} = \eta \Phi_k(p) x_j(p) = \eta \Phi_k(p) y_j(p-1) \quad (12)$$

$$\Phi_k = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} = -\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial z_k} \quad (13)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_k} = -(d_k - y_k) = y_k - d_k \quad (14)$$

lineer olmayan sigmoid için:

$$y_k = F_N(z_k) = \frac{1}{1 + \exp(-z_k)} \quad (15)$$

$$\frac{\partial y_k}{\partial z_k} = y_k(1 - y_k) \quad (16)$$

$$\Phi_k = y_k(1 - y_k)(d_k - y_k) \quad (17)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial w_{kj}} \quad (18)$$

$$\Delta w_{kj}(p) = \eta \Phi_k(p) y_j(p-1) \quad (19)$$

Çıktı katmanı ağırlıkları için, eşitlik (17) türevi tamamlamak için kullanılır. Önceki duruma benzer şekilde ele alan, i^{th} j derecesinin nöronuna göre r^{th} sırasının gizli katmanı için geri besleme (GB) ve son olarak Denk. (7), (20) ve (21) denklemleri verir;

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ji}} \quad (20)$$

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial w_{ji}} \quad (21)$$

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial z_j} y_i(r-1) = \eta \Phi_j(r) y_i(r-1) \quad (22)$$

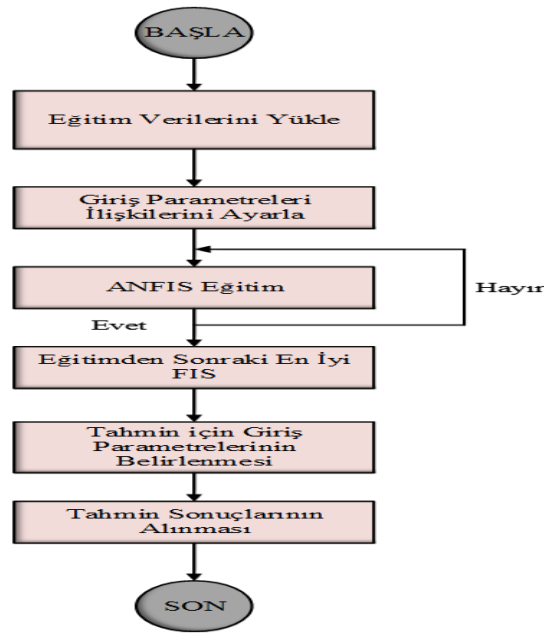
$$\Delta w_{ji} = -\eta \left[\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_j(r)} \frac{\partial y_j}{\partial z_j} \right] y_i(r-1) \quad (23)$$

Eşitlik (23) de, tam olarak saptanamaz ve şu şekilde sunulabilir:

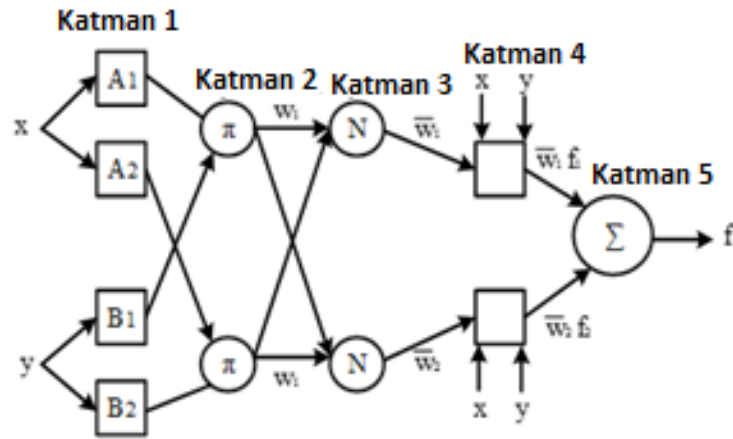
$$\Phi_j(r) = y_j(r) [1 - y_j(r)] \sum_k \Phi_k(r+1) w_{kj}(r+1) \quad (24)$$

B. ADAPTİF AĞ TABANLI BULANIK MANTIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS)

Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) [37-40], verilen girişleri istenen bir çıktıya dönüştürmek için Bulanık Mantık yöntemini kullanan, sayısal girdileri haritalamak için birbiriyle bağlantılı olan sinir ağı elemanları ve bilgi bağlantıları yoluyla veri öğrenen bir yöntemdir. ANFIS, iki makine öğrenme yönteminin (Bulanık Mantık ve Sinir Ağı) tek bir yöntemle sağladığı faydalardan oluşur. ANFIS, Bulanık Çıkarım Sisteminin (FIS) parametrelerini ayarlamak için sinir ağı öğrenme yöntemlerini uygulayarak çalışır [37-39]. Farklı kurallar, aynı çıktı üyelik işlevini paylaşamaz. Üyelik fonksiyonlarının sayısı kuralların sayısına eşit olmalıdır. ANFIS mimarisini sunmak için, birinci dereceden Sugeno modeline dayanan iki bulanık IF-THEN kuralları uygulanır [40]. Şekil 2’de ANFIS akış diyagramı verilmektedir.



Şekil 2. ANFIS akış diyagramı



Şekil 3. ANFIS mimarisi [40]

Kural₍₁₎: IF x is A₁ AND y is B₁; THEN
 $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Kural₍₂₎: IF x is A₂ AND y is B₂; THEN
 $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Bu durumda; x, y : girişler, A_i, B_i : Bulanık mantık setleri; f_i : Bulanık kuralda belirtilen bulanık bölge içindeki çıktılar, p_i, q_i , ve r_i : Eğitim süreci sırasında belirlenen tasarım parametrelerini ifade eder. Şekil 3’de Sugeno modeline dayalı ANFIS yönteminin temelini oluşturan mantık mekanizması gösterilmektedir. Bu şekilde bir daire bir sabit düğümü, bir kare bir uyarlanabilir düğümü gösterir. ANFIS beş katmanlı bir mimariye sahiptir [40]. Her katman aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Katman 1: Tüm düğümler uyarlanabilir düğümlerdir. Bu katmanın çıktıları, girişlerin bulanık üyelik dereceleridir ve aşağıdaki eşitliklerle verilir.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) ; i = 1, 2 \quad (25)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i-2}(y) ; i = 3,4 \quad (26)$$

x ve y, düğüm i'ye girdileri; A_i ve B_i , bu düğüm işlevi ile ilişkili dilsel etiketleri gösterir (yüksek, alçak, vb.) ve $\mu_{A_i}(x)$, $\mu_{B_i-2}(y)$ herhangi bulanık üyelik fonksiyonunu temsil eder. $\mu_{A_i}(x)$ iki şekilde gösterilir. a_i , b_i , ve c_i üyelik işlevinin parametreleridir.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} ; i = 1, 2 \quad (27)$$

veya Gauss üyelik fonksiyonu

$$\mu_{A_i}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right] ; i = 1, 2 \quad (28)$$

Katman 2: Düğümler sabittir. Bu katman bulanık operatörleri içerir girdileri bulanıklaştırma için AND işlecini kullanır. Basit bir çarpan olarak performans gösterdiklerini belirten π ile etiketlenmiştir. Bu katmanın çıktısı şu şekilde temsil edilebilir:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) ; i = 1, 2 \quad (29)$$

Bunlar, kuralların ateşleme gücü olarak adlandırılan şeylerdir.

Katman 3: Bu katmandaki düğümlerde, önceki katmandaki ateşleme güçlerine normalleştirme işlemi yapılmaktadır. Bu katmanın çıktısı şu şekilde temsil edilebilir:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} ; i = 1, 2 \quad (30)$$

Katman 4: Düğümler uyarlanabilir. Bu katmandaki her bir düğümün çıktısı basitçe normalize edilmiş ateşleme kuralının ve birinci dereceden bir polinomun (Sugeno modeli için) ürünüdür. Bu katmanın çıktısı şu şekildedir:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) ; i = 1, 2 \quad (31)$$

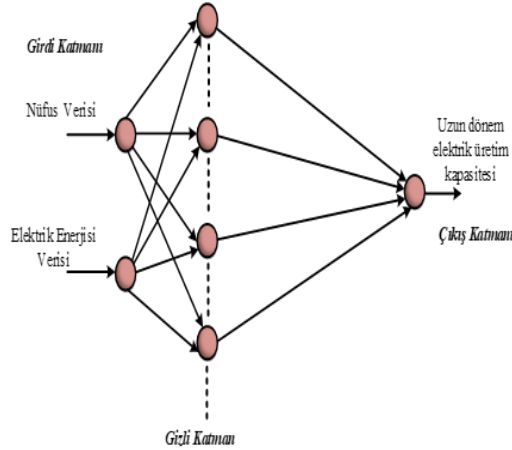
\bar{w}_i katmanın 3'ün çıkışı; p_i , q_i , ve r_i sonuç parametreleridir.

Katman 5: Σ ile etiketlenmiş tek bir sabit düğüm vardır. Bu düğüm gelen tüm sinyaller toplamını verir. Modelin genel çıktısı aşağıdaki eşitlikle temsil edilir.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (32)$$

III. TAHMİN SONUÇLARI

Bu çalışmada, 1970-2015 yıllarına ait Türkiye elektrik enerjisi verileri işlenerek farklı iki tahmin yönteminin performansı araştırılmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA) ve ANFIS yöntemleri tahmin için kullanılmış ve hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği araştırılmıştır. Şekil 4’de önerilen tahmin yönteminin ağ yapısı verilmiştir. Temel olarak 3 enerji kaynağı üzerinden tahmin yapılmıştır. Enerji ihtiyacının yüzde olarak karşılandığı kömür yakıtına dayalı termik santrallerden, hidroelektrik santrallerinden ve üçüncü olarak yenilenebilir enerji kaynağı olarak jeotermal, rüzgâr ve güneş enerjisinden elde edilen veriler ile ağların eğitimi ve enerji tahmini yapılmıştır. Çalışmanın amacına uygun olarak öncelikle geçmiş yıllara ait elektrik enerjisi verileri ve nüfus bilgileri toplanmıştır. Daha sonra verilerin eğitimi için 1970-2004 verileri, 2005-2015 verileri ise test kümesi olarak kullanılmıştır. Uygun modellerin belirlenmesinden sonra model çıktıları üretilmiştir. Test kümesinin tahmin sonuçları ile gerçek değerleri YSA ve ANFIS yönetimi ile karşılaştırılmış ve hangi yöntemin daha az hata ile tahminde bulunduğu belirlenmiştir. Optimal ağ mimarisini belirlemek için MATLAB yazılımı kullanılarak çeşitli tahmin modelleri yapıları tasarlanmıştır. Bu nedenle, tahminler 1 ile 15 arasında gizli katmanlı nöronların sayısını dikkate alarak gerçekleştirilmiştir. En iyi sonuç, farklı eğitim algoritmaları ile çalışılarak elde edilmiş ve Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritmasının benimsenmesine yol açmıştır. Oluşturulan YSA modelinde, giriş katmandaki nöronların hiçbir aktarma fonksiyonu bulunmamaktadır. Lojistik sigmoid transfer fonksiyonu (logsig) ve doğrusal transfer fonksiyonu (purelin) sırasıyla bir aktive fonksiyonu olarak ağın gizli katmanlarına ve çıkış tabakasına uygulanmıştır. YSA mimarisi, bir giriş katmanı, bir çıkış katmanı ve altı nöronlu bir gizli katmandan oluşturulmuştur. Eğitim işlemlerinde maksimum evre sayısı 300’e ayarlanmış ve ortalama karekök hata hedefi 5×10^{-8} olarak ayarlanmıştır. Tahmin modeli YSA’nın performansını karşılaştırmak ve değerlendirmek için eğitilmiş ve test edilmiştir. Şekil 5, 7 ve 11’de sırasıyla Termik, Hidrolik, Yenilenebilir(Jeotermal, RES ve güneş) ve toplam enerji ihtiyacı için eğitim ve test verilerinin YSA ile eğitildikten sonraki değerleri ile gerçek değerlerin sonuçları gösterilmiştir. Grafiklerden de görüldüğü üzere tahmin sonuçları gerçek değerleri ile oldukça yakındır.



Şekil 4. Önerilen tahmin yönteminin ağ yapısı

RMSE, eğitim hatalarını izlemek için kullanılan ölçüt olup aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (33)$$

Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) performans değerlendirilmesinde kullanılan bir diğer ölçüttür. Aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (34)$$

N toplam tahmini sayıdır, y_j tahmini zaman serisi ve y_i orijinal seridir.

ANFIS modeli için sinir ağları eğitilmiş ve test edilmiştir. ANFIS tahmin modelinde eğitim sürecinde bulanık kümeler ve her girdi değişkeninin kümelerinin sayısı ve üyelik işlevleri belirlenir. Şekil 6, 8, 10, ve 12 sırasıyla Termik, Hidrolik, Yenilenebilir ve toplam enerji ihtiyacı için eğitim ve test verileri için ANFIS tahmin verileri ile gerçekleşen sonuçlar sunulmaktadır. Şekillerden de görüldüğü üzere tahmin değerleri ile gerçekleşen değerler yakın sonuçları vermektedir.

A. YSA VE ANFIS YÖNTEM SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

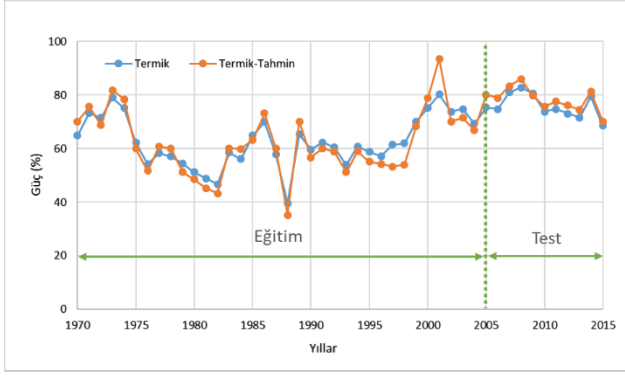
Bu çalışmada, YSA ve ANFIS yöntemlerinin karşılaştırılması amacıyla gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki yakınsamayı görmek için ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) kullanılmıştır. Eğitim ve test verileri için YSA ve ANFIS yöntemlerinin performans değerleri Tablo 2'de verilmiştir. Test veri setinin sonuçlarına göre YSA modelinin MAPE değeri % 3,69 iken ANFIS modeli için karşılık gelen değer % 3,35 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, ANFIS modelinin performansının, YSA yönteminden daha doğru bir şekilde elektrik tüketim tahmini yaptığını göstermektedir.

Tablo 2. YSA ve ANFIS yöntemlerinin performans değerleri

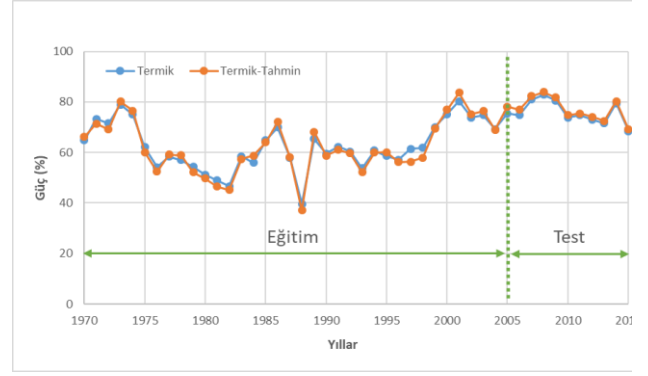
Tahmin Yöntemi	Eğitim veri seti	Test veri seti
	RMSE (%)	MAPE (%)
YSA	4,98	3,69
ANFIS	4,52	3,35

IV. SONUÇ

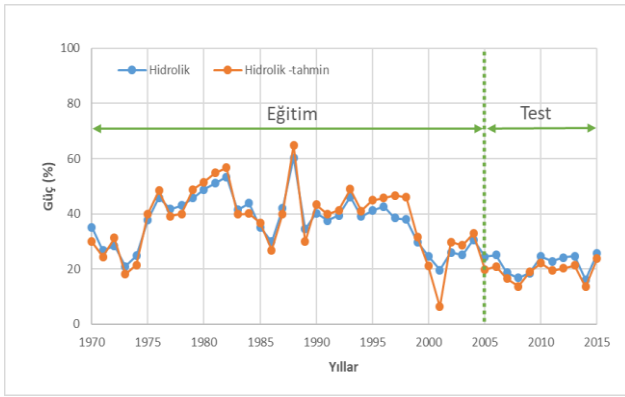
Ülkemizin doğal ve ekonomik kaynaklarının doğru kullanılması ve yönetilmesi için enerji tahminlerinin yapılması gereklidir. Sadece enerji arzının tahmin edilmesi değil aynı zamanda enerji dağıtım ve iletim hatlarının da doğru işletilmesi için enerji tahmini önemlidir. Kurulacak tesislerin ve kapasitelerinin belirlenmesi enerji piyasasının yönetilmesi için önemlidir. Her tahmin yönetimde olduğu gibi enerji arz tahmininde de seçilen girdilerin ve bunların ağırlıklarının doğru belirlenmesine ihtiyaç vardır. Düşük ağırlıklı bir değişkenin bir bölge için etkisi az iken bu değişken diğer bir bölgenin enerji tahmininde büyük etki yapabilir. Yapılan çalışmada ANFIS ve YSA tahmin modellerinin enerji arz tahmin aracı olarak kullanılabilirliği ve tahmin sonuçlarının doğruluğu gösterilmiştir. ANFIS tahmin modelinin iyi sonuç vermesi gözlem sayısı ile sıkı ilişkilidir. YSA teknikleri ise daha az veri ile çalışmaya müsaade etmektedir. Ancak YSA tahmin metodu kara kutu özelliği gösterdiğinden bazen olumsuz sonuçlar üretebilir. Bu yüzden tahmin aracı olarak kullanıldıklarında geleneksel metotlar ile bulunan sonuçlar YSA tahmin metodunu desteklemede yardımcı olarak kullanılabilir. Problemin yapısına uygun kurulmuş bir Yapay Sinir Ağı iyi neticeler verecektir. Enerji arz tahmini için her iki yöntemde kullanılabilir fakat istenilen tahmine uygun ağ yapıları doğru oluşturulmalıdır.



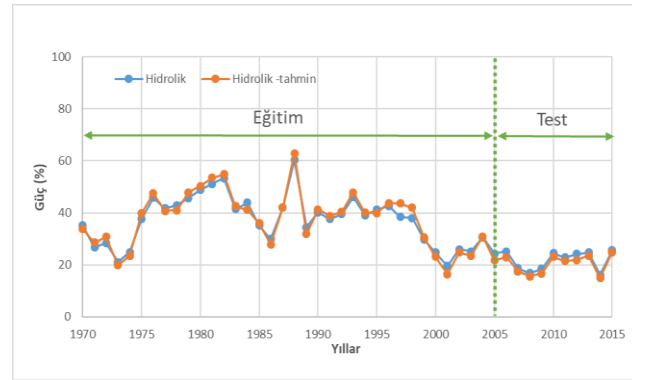
Şekil 5. Termik enerji için eğitim ve test verileri (YSA)



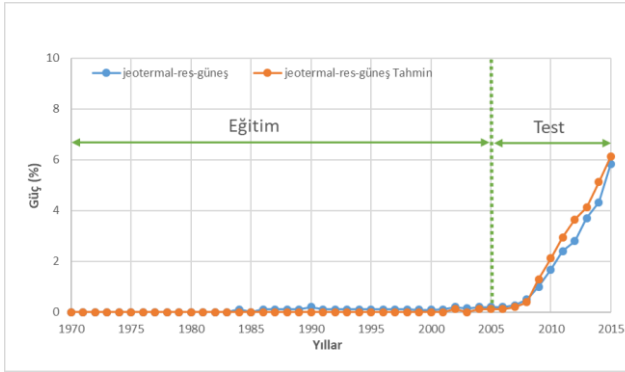
Şekil 6. Termik enerji için eğitim ve test verileri (ANFİS)



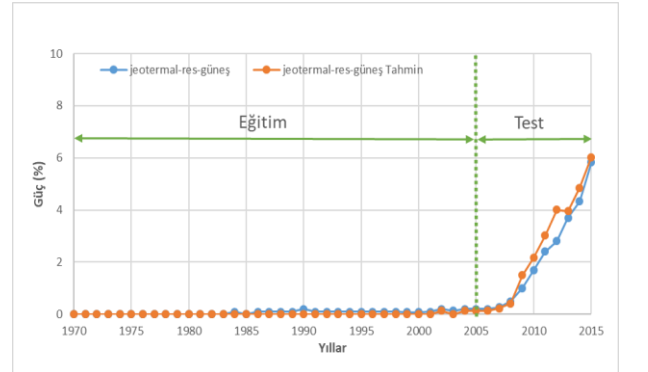
Şekil 7. Hidrolik enerji için eğitim ve test verileri (YSA)



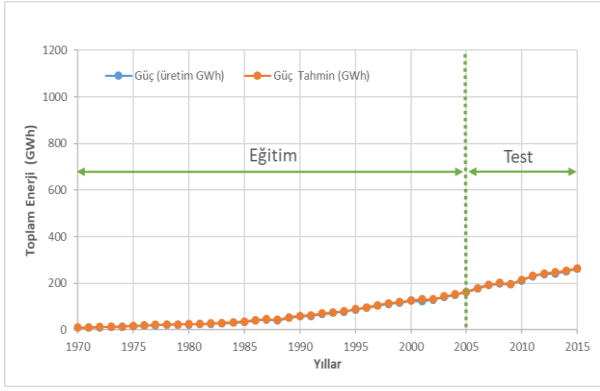
Şekil 8. Hidrolik enerji için eğitim ve test verileri (ANFİS)



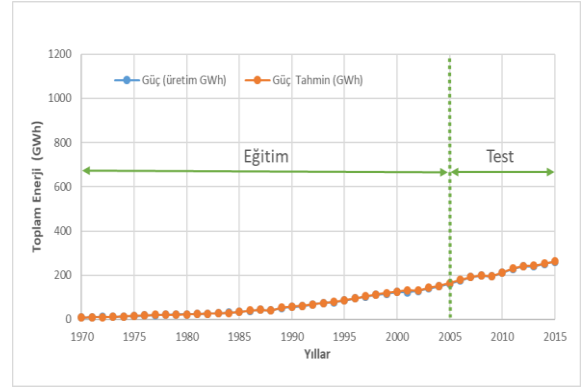
Şekil 9. Yenilenebilir enerji için eğitim ve test verileri (YSA)



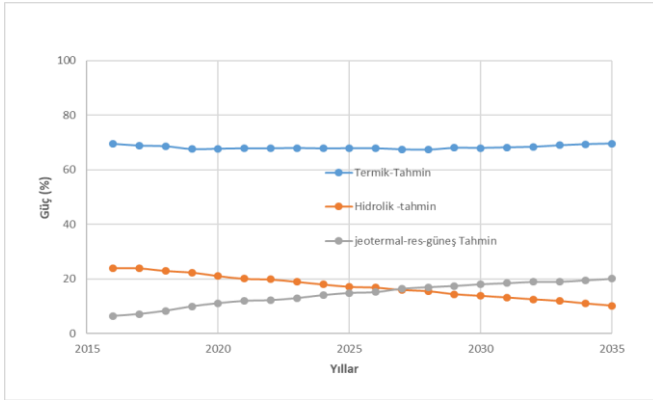
Şekil 10. Yenilenebilir enerji için eğitim ve test verileri (ANFİS)



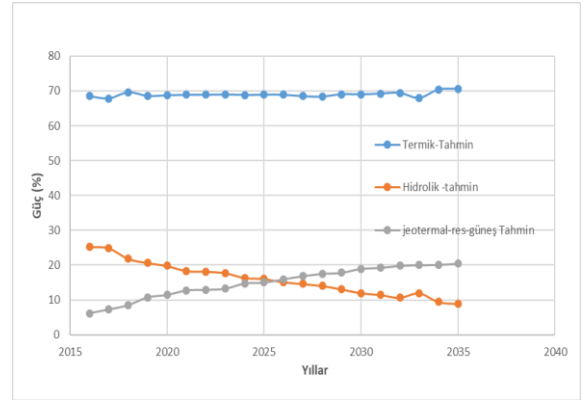
Şekil 11. Toplam enerji ihtiyacı için eğitim ve test verileri (YSA)



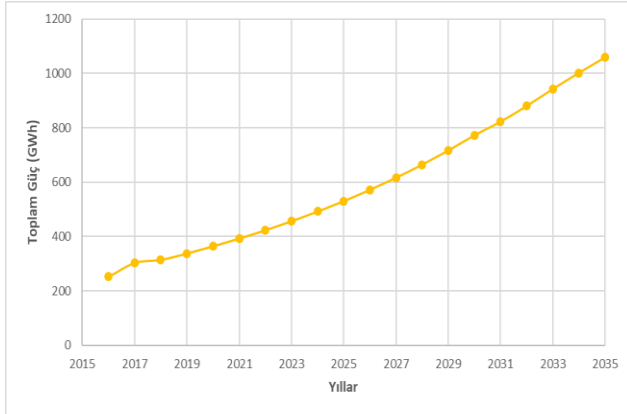
Şekil 12. Toplam enerji ihtiyacı için eğitim ve test verileri (ANFİS)



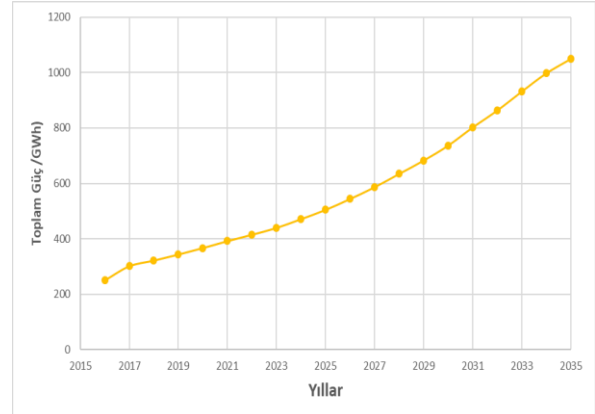
Şekil 13. Termik, hidrolik ve yenilebilir enerji için ileri tahmin (YSA)



Şekil 14. Termik, hidrolik ve yenilebilir enerji için ileri tahmin (ANFİS)



Şekil 15. Toplam enerji ihtiyacı için ileri tahmin (YSA)



Şekil 16. Toplam enerji ihtiyacı için ileri tahmin (ANFİS)

TEŞEKKÜR: Bu çalışma Adana Bilim ve Teknoloji Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri tarafından desteklenmiştir (Proje no: 18103016).

V. KAYNAKLAR

- [1] Anonim, (20.11.2018) [Online] erişim Enerji ve Tabii kaynaklar Bakanlığı(ETKB); <https://www.enerji.gov.tr/tr-tr/sayfalar/elektrik/www.enerji.gov.tr>
- [2] V. Ş. Ediger ve H. Tatlıdil, “Forecasting the primary energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns”, *Energy Conversion and Management*, vol. 43, no 4, pp. 473-487,. 2002
- [3] Z. Yumurtacı ve E. Asmaz, “Electric Energy Demand of Turkey for the Year 2050”, *Energy Sources*, vol. 26, no 12, pp. 1157-1164, 2004.
- [4] H. Ceylan ve H. K. Ozturk, “Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach”, *Energy Conversion and Management*, vol. 45, no15-16, pp. 2525-2537, 2004.
- [5] O. Ersel Canyurt, H. Ceylan, H. Kemal Ozturk, ve A. Hepbasli, “Energy Demand Estimation Based on Two-Different Genetic Algorithm Approaches”, *Energy Sources*, vol. 26, no 14, pp. 1313-1320, Ara. 2004.
- [6] H. Ceylan, H. K. Ozturk, A. Hepbasli, ve Z. Utlu, “Estimating Energy and Exergy Production and Consumption Values Using Three Different Genetic Algorithm Approaches. Part 2: Application and Scenarios”, *Energy Sources*, vol. 27, no 7, pp. 629-639, 2005.
- [7] A. Sözen, E. Arcaklioğlu, ve M. Özkaymak, “Turkey’s net energy consumption”, *Applied Energy*, vol. 81, no 2, pp. 209-221, 2005.
- [8] S. Haldenbilen ve H. Ceylan, “Genetic algorithm approach to estimate transport energy demand in Turkey”, *Energy Policy*, vol. 33, no 1, pp. 89-98, 2005.
- [9] H. K. Ozturk, H. Ceylan, O. E. Canyurt, ve A. Hepbasli, “Electricity estimation using genetic algorithm approach: a case study of Turkey”, *Energy*, vol. 30, no 7, pp. 1003-1012, 2005.
- [10] A. Sözen, M. A. Akçayol, ve E. Arcaklioğlu, “Forecasting Net Energy Consumption Using Artificial Neural Network”, *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, vol. 1, no 2, pp. 147-155, 2006.
- [11] V. Ş. Ediger, S. Akar, ve B. Uğurlu, “Forecasting production of fossil fuel sources in Turkey using a comparative regression and ARIMA model”, *Energy Policy*, vol. 34, no 18, pp. 3836-3846, 2006.
- [12] Y. S. Murat ve H. Ceylan, “Use of artificial neural networks for transport energy demand modeling”, *Energy Policy*, vol. 34, no 17, pp. 3165-3172, 2006.
- [13] V. Ş. Ediger ve S. Akar, “ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey”, *Energy Policy*, c. 35, sy 3, ss. 1701-1708, Mar. 2007.
- [14] M. Duran Toksarı, “Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey”, *Energy Policy*, vol. 35, no 8, pp. 3984-3990, 2007.
- [15] E. Erdogdu, “Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modelling: A case study of Turkey”, *Energy Policy*, vol. 35, no 2, pp. 1129-1146, 2007.
- [16] C. Hamzaçebi, “Forecasting of Turkey’s net electricity energy consumption on sectoral bases”, *Energy Policy*, vol. 35, no 3, pp. 2009-2016, 2007.

- [17] A. Sözen, “Future projection of the energy dependency of Turkey using artificial neural network”, *Energy Policy*, vol. 37, no 11, pp. 4827-4833, 2009.
- [18] A. Sözen, Z. Gülseven, ve E. Arcaklıoğlu, “Forecasting based on sectoral energy consumption of GHGs in Turkey and mitigation policies”, *Energy Policy*, vol. 35, no 12, pp. 6491-6505, 2007.
- [19] A. Sözen ve E. Arcaklıoğlu, “Prediction of net energy consumption based on economic indicators (GNP and GDP) in Turkey”, *Energy Policy*, vol. 35, no 10, pp. 4981-4992, 2007.
- [20] D. Akay ve M. Atak, “Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey”, *Energy*, vol. 32, no 9, p. 1670-1675, 2007.
- [21] A. Ünler, “Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025”, *Energy Policy*, vol. 36, no 6, pp. 1937-1944, 2008.
- [22] H. Ceylan, H. Ceylan, S. Haldenbilen, ve O. Baskan, “Transport energy modeling with meta-heuristic harmony search algorithm, an application to Turkey”, *Energy Policy*, vol. 36, no 7, pp. 2527-2535, Tem. 2008.
- [23] K. Kavaklıoğlu, H. Ceylan, H. K. Ozturk, ve O. E. Canyurt, “Modeling and prediction of Turkey’s electricity consumption using Artificial Neural Networks”, *Energy Conversion and Management*, vol. 50, no 11, pp. 2719-2727, 2009.
- [24] A. Sozen ve E. Arcaklıoğlu, “Prospects for Future Projections of the Basic Energy Sources in Turkey”, *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, vol. 2, no. 2, pp. 183-201, Nis. 2007.
- [25] M. Kankal, A. Akpınar, M. İ. Kömürcü, ve T. Ş. Özşahin, “Modeling and forecasting of Turkey’s energy consumption using socio-economic and demographic variables”, *Applied Energy*, c. 88, sy 5, ss. 1927-1939, May. 2011.
- [26] G. Oğcu, O. F. Demirel, ve S. Zaim, “Forecasting Electricity Consumption with Neural Networks and Support Vector Regression”, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 58, pp. 1576-1585, 2012.
- [27] K. Kavaklıoğlu, “Robust electricity consumption modeling of Turkey using Singular Value Decomposition”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 54, pp. 268-276, 2014.
- [28] C. Hamzacebi ve H. A. Es, “Forecasting the annual electricity consumption of Turkey using an optimized grey model”, *Energy*, vol. 70, pp. 165-171, 2014
- [29] S. Tutun, C.-A. Chou, ve E. Canyılmaz, “A new forecasting framework for volatile behavior in net electricity consumption: A case study in Turkey”, *Energy*, vol. 93, pp. 2406-2422, 2015.
- [30] F. Kaytez, M. C. Taplamacıoğlu, E. Cam, ve F. Hardalac, “Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 67, pp. 431-438, 2015.
- [31] M. E. Günay, “Forecasting annual gross electricity demand by artificial neural networks using predicted values of socio-economic indicators and climatic conditions: Case of Turkey”, *Energy Policy*, vol. 90, pp. 92-101, 2016.

- [32] E. Yukseltan, A. Yucekaya, ve A. H. Bilge, "Forecasting electricity demand for Turkey: Modeling periodic variations and demand segregation", *Applied Energy*, vol. 193, pp. 287-296, 2017.
- [33] Y. Yaslan ve B. Bican, "Empirical mode decomposition based denoising method with support vector regression for time series prediction: A case study for electricity load forecasting", *Measurement*, vol. 103, pp. 52-61, 2017.
- [34] M. Bulut ve B. Başıođlu, "Kısa Dönem Elektrik Talep Tahminleri İçin Yapay Sinir Ağları ve Uzman Sistemler Tabanlı Hibrid Tahmin Sistemi Geliştirilmesi", *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, c. 32, sy 2, Haz. 2017.
- [35] M. Bilgili ve M. Ozgoren, "Daily total global solar radiation modeling from several meteorological data", *Meteorology and Atmospheric Physics*, vol. 112, no 3-4, pp. 125-138, May. 2011.
- [36] Graupe, D., 2007. Principles of artificial neural networks. (2nd ed.) Chicago: *World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.*
- [37] Jang, J.-S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no 3, pp 665-684.
- [38] Jang J.S.R., Sun C.T., 1995. Neuro-Fuzzy Modeling and Control, *Proc. IEEE*, 83, 3, 378-406.
- [39] Jang J.S.R., Sun C.T., Mizutani E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Prentice Hall.
- [40] A. Al-Hmouz, Jun Shen, R. Al-Hmouz, ve Jun Yan, "Modeling and Simulation of an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for Mobile Learning", *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 5, no 3, pp. 226-237, Tem. 2012.