

AKÜ FEMÜBİD 18 (2018) 017201 (740-750)  
DOI: 10.5578/fmbd.67331

AKU J. Sci. Eng.18 (2018) 017201 (740-750)

ARAŞTIRMA MAKALESİ

## Türkiye Ulaşım Kaynaklı Enerji İhtiyacının Hibrit ANFIS-PSO Metodu ile Tahmini

Zeynep CEYLAN<sup>1,2</sup>, Serol BULKAN<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Samsun, Türkiye

<sup>2</sup> Marmara Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye

E-posta: zeynep.dokumaci@omu.edu.tr

Geliş Tarihi:11.12.2017 ; Kabul Tarihi:10.08.2018

### Özet

Ülke ekonomisi ve refah seviyesinin yanısıra savunma güvenliği ve stratejik hedefler yönünden enerji planlaması büyük öneme sahiptir. Bu nedenle, enerji talebinin en doğru şekilde tahmini, ülke politikaları açısından kritik bir konudur. Son yıllarda, gelecekteki enerji talep seviyelerini en doğru şekilde tahmin edebilmek için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bununla birlikte, farklı tahmin yöntemleri arasında en uygun olanın seçilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, Türkiye'de yıllık ulaşım kaynaklı enerji talebinin (UKET) modellenmesi ve tahmin edilmesi için hibrit bir yöntem olan Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri (Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems, ANFIS) ile Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) algoritması birlikte kullanılmıştır. Modellerin geliştirilmesinde gayri safi yurtiçi hâsıla (GSYİH), nüfus, yıllık toplam taşıt-km parametreleri ve yıllık trafiğe çıkan taşıt sayısı model girdileri olarak alınmıştır. Modellerin eğitim ve test aşamaları için 1970 ile 2016 yılları arasındaki veriler kullanılmıştır. En iyi yaklaşım olarak belirlenen ANFIS-PSO modeli Türkiye'nin 2017'den 2023'e kadar UKET tahmini için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Türkiye'nin ulaşım kaynaklı enerji talebinin 7 yıllık bir sürede 2016 yılındaki değerinin yaklaşık 1,2 katına çıkacağını göstermiştir.

### Anahtar kelimeler

Enerji talebi;  
Ulaşım;  
ANFIS;  
PSO;  
Tahmin.

## Estimation of Turkey's Transportation Energy Demand by Hybrid ANFIS-PSO

### Abstract

In addition to the country's economy and wealth, defense planning and strategic planning have great prospects for energy planning. For this reason, the most accurate estimation of energy demand is a critical issue in terms of country politics. In recent years, various techniques have been used to predict future energy demand levels in the most accurate way. However, it is necessary to choose the best appropriate among the different estimation techniques. In this study, a hybrid method called Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm are used together to model and estimate the annual road transport-based energy demand in Turkey. In the development of the models, gross domestic product (GDP), population, annual total vehicle-km parameters and the annual number of vehicles registered to traffic were taken as model inputs. The data from 1970 to 2016 were used for the training and testing phases of the models. The ANFIS-PSO model, which has been identified as the best approach, has been used for estimating the transportation energy from 2017 to 2023 of Turkey. The results show that Turkey's transportation-related energy demand will rise to 1,2 times the value of 2016 in a 7-year period.

### Keywords

Energy demand;  
Transportation;  
ANFIS;  
PSO;  
Estimation.

## 1. Giriş

Son yıllarda sosyal ve ekonomik alanlardaki hızlı gelişmelere bağlı olarak dünyadaki enerji talebi artmaktadır. Türkiye yüksek büyüme oranlarına sahip bir ülke olup son yıllarda nüfus artışı ve sosyo-ekonomik kalkınma nedeniyle birçok sektör için enerji talebinde hızlı bir artış gerçekleşmiştir. Ülke ekonomisindeki bu gelişmelere paralel olarak refahın artması, özel ve ticari taşıt sayısında hızlı bir artışa neden olmuştur. Ayrıca, sehayat edenlerin sayısında da sosyo-ekonomik gelişmelere bağlı olarak bir artış gözlenmektedir. Tüm bunlar ulaşımaya bağlı enerji talebi ile ilgilidir (Taylan ve Demirbaş, 2016).

Türkiye İstatistik Kurumu 'nun sürdürülebilir kalkınma göstergeleri verilerine göre, ulaşım sektörü Türkiye'nin enerji tüketiminde% 23' lük bir paya sahiptir. Aynı göstergeler aynı zamanda kara yollarındaki enerji tüketiminin 2012 yılında ulaştırma sektöründe yaklaşık % 92 olduğunu göstermiştir (TÜİK). Uluslararası Enerji Ajansı raporları Türkiye'nin enerji talebindeki orta ve uzun vadeli büyümenin üye ülkeler arasında en hızlılardan biri olacağını bildirmektedir (UEA). Bu nedenle, Türkiye'nin enerji talebindeki artış açısından dünyanın en dinamik enerji ekonomilerinden biri olması beklenmektedir.

Türkiye'nin enerji kaynakları sınırlıdır. Bu nedenle artan enerji talebinin karşılanması büyük ölçüde enerji ithalatına bağlıdır. Özellikle petrol ve doğal gaz ithalatı ülkenin enerji ithalatında önemli bir paya sahiptir. Enerji planlama çalışmaları, geçmiş, şimdiki ve gelecekteki enerji taleplerini anlamayı gerektirir. Gelecekteki enerji talepleri, enerji talep modelleri kullanılarak tahmin edilmektedir. Enerji talebinin modellenmesi, hükümetlerin bu modellere dayanarak uygun stratejik planlar geliştirebilmeleri nedeniyle önemli bir adımdır. Bu sayede enerji kaynakları daha verimli bir şekilde kullanılabilir. Literatürde enerji talep miktarını tahmin etmek için farklı tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Tahmin yöntemlerinin başlıca türleri doğrusal veya doğrusal olmayan regresyon ve yapay zekâ modelleridir. Çoklu doğrusal regresyon

(Multi Linear Regression, MLR) modeli, basit ve hızlı bir yöntem olup girdi ve çıktı arasında ilişkileri açıklamaktadır. Bununla birlikte parametrelerin ve etkenlerin sayısının çokluğu, problemlerin ve değişkenler arasındaki ilişkilerin doğrusal olmaması ve karmaşık yapısı nedeniyle yapay zekâ araçları yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Çizelge 1' de geçmişte ulaşım kaynaklı enerji talep tahmini için yapılan çeşitli çalışmalar gösterilmektedir.

ANFIS, yapay zekâ araçlarından Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Bulanık Mantık (BM) modellerinin birlikte kullanıldığı hibrit bir yapay zekâ yöntemidir. Bu yöntemde, YSA ile gerçekleştirilen eş zamanlı paralel hesaplamalar ve öğrenim kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliği eldeki veri setine birlikte uygulanır. Bulanık modelleme yaklaşımı olan ANFIS, temel öğrenme kuralı en hızlı yöntemlerden olup farklı alanlarda birçok güncel çalışmada uygulama alanı bulmuştur (Ausaiti ve Amanollahi, 2016; Chen vd., 2017; Barak ve Sadegh, 2016; Mullai vd., 2011). Bu çalışmada, Türkiye'nin ulaşım kaynaklı enerji talebini tahmin etmek için parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yöntemi ile uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) birlikte kullanılmıştır. Bu yöntemde PSO, ANFIS parametrelerinin en uygun değerlerini bularak performansı arttırmak ve hatayı en aza indirmek için kullanılmıştır.

Literatürde, ülkelerin enerji talebinin farklı modeller ile tahmini üzerine birçok çalışma sunulmaktadır. Bunun nedeni enerji talebinin ülkelerin stratejik hedefleri, güvenliği ve refahı gibi konularda hayati önem taşımasıdır. Bu çalışmanın temel amacı ve muhtemel katkısı, Türkiye'nin ekonomik sistemini etkileyen en önemli etkenlerden olan enerji talebi ve yapısını belirlemek üzere uygun bir ANFIS-PSO modeli oluşturmaktır. Bu çalışmanın sonuçları, Türkiye gibi dinamik ekonomiye sahip ülkelerin gelecekteki enerji talebinin planlanması ve enerji politikalarının belirlenmesi için bir referans kaynak olabilir.

**Çizelge 1.** Ulaşım kaynaklı enerji talep tahmini üzerine literatürde sunulmuş bazı çalışmalar

Referans	Model yapısı	Girdiler	Ülke	Tahmin yılı
Sönmez vd., 2017	Yapay Arı Kolonisi Algoritması	GSYİH, Taşıt-km, Nüfus	Türkiye	2014-2034
Chai vd., 2016	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama ve Üssel Düzeltme	GSYİH, Kenleşme Hızı, Yıllık Otoban Uzunluğu, Taşıt Kredisi, Ulaşım ve Taşıma Sektörü Ciro	Çin	2012-2020
Forouzanfar vd., 2012	Çok seviyeli genetik programlama	GSYİH, Nüfus, Trafiğe çıkan taşıt sayısı	İran	2006- 2021
Baskan vd., 2012	Karınca Kolonisi Algoritması	GSYİH, Taşıt-km, Nüfus	Türkiye	2006- 2025
Limanond vd., 2011	Log-Doğrusal Regresyon Modeli ve Yapay Sinir Ağları	GSYİH, Nüfus, Trafiğe Kayıtlı Taşıt Sayısı	Tayland	2010-2030
Lu vd., 2009	Gri Tahmin Modeli	Trafiğe çıkan taşıt sayısı	Tayvan	2007-2025
Zhang vd., 2009	Kısmi En Küçük Kareler Regresyonu	GSYİH, Kenleşme Hızı, Ulaşım ve Taşıma Sektörü Ciro	Çin	2010-2020
Ceylan vd., 2008	Armoni Araştırması	GSYİH, Taşıt-km, Nüfus	Türkiye	2006-2025
Canyurt vd., 2006	Genetik Algoritma Optimizasyonu	Nüfus, GSYİH , İthalat ve İhracat, Taşıt Satış Rakamları	Türkiye	1993- 2020
Murat ve Ceylan, 2006	Yapay Sinir Ağları	GSYİH, Taşıt-km, Nüfus	Türkiye	2002-2020
Haldenbilen, 2006.	Doğrusal Zaman Serileri, Polinom Zaman Serileri, ve Genetik Algoritma	Yıl, GSYİH, Taşıt-km, Nüfus	Türkiye	2004 -2020

Bu çalışma, bu alanda yapılan diğer çalışmalara farklı bir yöntemle yeni bir bakış açısı getirmektedir. Ülkelerin gelişmesinde enerji en önemli konulardan biridir ve ülkemiz gibi gelişmekte olan ülkelerin stratejik planlama yapmasında bu tür çalışmalara ihtiyaç vardır. Ayrıca literatür incelendiğinde, Vizyon 2023 enerji hedefleri açısından Türkiye'nin UKET tahmini üzerine yapılan çalışmaların sınırlı olduğudur. Bu çalışmada, önerilen ANFIS-PSO yöntemi gibi farklı ve bu konuda denenmemiş bir yapay zekâ yöntemi kullanmak var olan hedeflerin gözden geçirilmesi, revize edilmesi ve stratejik hedeflerin belirlenmesinde yararlı sonuçlar vermesi beklenmektedir.

Türkiye'nin, Vizyon 2023 hedefleri arasında enerji tüketim tahmini en büyük yeri almaktadır. Türkiye enerjide dışa bağımlılığı azaltarak hem ekonomik kalkınmayı hem de stratejik olarak güvenliğini sağlamayı hedeflemektedir. Bu nedenle, bu çalışmada 2023 yılı için ulaşım kaynaklı enerji talep tahmini gerçekleştirilmiştir.

## 2. Materyal ve Method

### 2.1 Verilerin Toplanması

Ulaşım kaynaklı enerji tüketim miktarı dünyada hızlı bir artış göstermektedir. Bu artış farklı sosyal, ekonomik ve kültürel parametrelere bağlı olarak gerçekleşmektedir. Literatür incelendiğinde nüfus, gayrisafi yurt içi hasıla (GSYİH), taşıt sayısı, yol uzunluğu, ithalat ve ihracat gibi veriler tahmin modellerinin kurulmasında yaygın şekilde kullanılmaktadır (Çizelge 1).

Bu çalışmada, Türkiye'de sosyal ve ekonomik alanlardaki gelişmelere ilişkin önemli bilgiler içeren yıllık taşıt-km yol, nüfus, GSYİH ve taşıt sayısı değerleri girdi parametresi olarak seçilmiştir. GSYİH, nüfus, toplam yıllık taşıt-km, trafiğe çıkan taşıt sayısı ve ulaştırma kaynaklı enerji tüketimi ile ilgili 1970 ve 2016 yılları arasındaki veriler Dünya Bankası (DB) ve Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK), Trafik Genel Müdürlüğü (TGM), Dünya Enerji Konseyi-Türk Milli komitesi (DEK-TMK) veri

tabanlarından ve açık literatürden (Sönmez vd., 2017; Canyurt vd., 2006) elde edilmiş ve Çizelge 2' de sunulmuştur. Bu veriseti ve PSO-ANFIS algoritması yardımı ile Türkiye için ulaşım kaynaklı enerji talep tahmini modeli kurulmuştur. 2017 yılından 2023 yılına kadar mevcut olmayan nüfus ve GSYİH verileri Dünya Bankasının (World Bank) tahmin senaryoları oluşturularak sağlanmıştır. Yıllık taşıt-km yol için literatür ve açık kaynaklar kullanılırken trafiğe çıkan taşıt sayıları için eğri uydurma tekniği kullanılmıştır.

## 2.2 Parçacık Sürü Optimizasyonu

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO), Kenedy ve Eberhart (Kennedy ve Eberhart, 1995) tarafından geliştirilmiş popülasyon tabanlı en uygun çözümü arama yöntemidir. Bu yöntemde bir sürü olarak bilinen her olası çözüm bir popülasyonun parçacıklarını temsil etmektedir. Bu yaklaşımda parçacığın pozisyonu, en uygun cevaba ve/veya hesaplama sınırlamalarına varana kadar, çok yönlü bir arama bölgesinde devamlı olarak değişir. Çözüme yaklaşma hızı rasgele gelişen durumdur ve çoğu zaman sürü içinde bulunan bireyler yeni hareketlerinde bir önceki pozisyonundan daha iyi pozisyona gelir. Bu süreç hedefe ulaşıncaya kadar devam eder. Literatürde verilen bazı çalışmalar, bu yaklaşımın optimizasyon amaçları için etkinliğini ve kullanılabilirliğini göstermiştir (Chen vd., 2017).  $D$  değişkenli bir optimizasyon problemi için,  $N$  parçacıklı sürü,  $D$  boyutlu uzaydaki rastgele bir konuma dağıtılacak şekilde belirlenmiştir. Bu durum için, her parçacığın pozisyonu, optimizasyon probleminin cevabı ile ilgilidir.

$X$  ve  $v$ , sırasıyla parçacık pozisyonunu (yön) ve parçacık uçuş hızını temsil etmektedir. Sürüdeki her  $x$  pozisyonu problemin çözüm yaklaşımına bağlı olarak puanlanır.  $P_{best}$ , her bir parçacık için mevcut jenerasyondan yerel en iyi olanını;  $G_{best}$  ise mevcut jenerasyondaki yerel eniyiler içerisinde küresel en iyiyi temsil etmektedir. Her parçacık, kendi kişisel en iyi pozisyonunu ( $P_{best}$ ) kaydetmek ve sürüdeki tüm parçacıklar tarafından tanınan en uygun pozisyonu ( $G_{best}$ ) bulma kabiliyetine sahiptir. Daha sonra,  $D$  boyutlu çözüm uzayında yer

değiştiren tüm parçacıklar, yeni en uygun pozisyona ulaşıncaya kadar yeni pozisyonlar için yenilenmiş kurallara tabi tutulur.

Aşağıdaki stokastik ve deterministik yenileme kuralları, bir parçacık hızının ve pozisyonunun nasıl yenilendiğini göstermektedir. Parçacığın bir sonraki pozisyonunun belirlenmesi amacıyla, hız ve yeni pozisyon vektörü, parçacığın o ana kadar ki pozisyonları ile ilgili bilgiden faydalanarak sırasıyla Denklem 1 ve Denklem 2 ile elde edilmektedir.

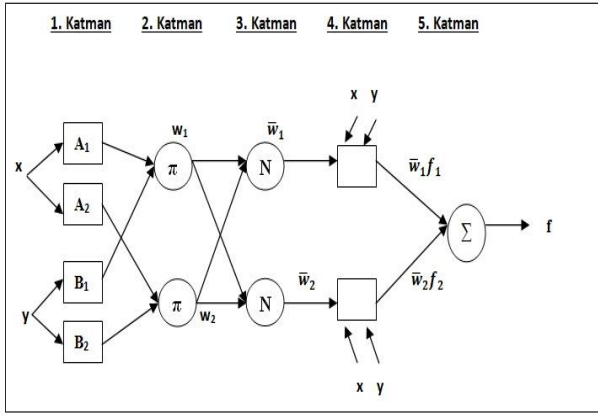
$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^{k+1} + c_1r_1(p_{id} - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^{k+1} + v_{id}^{k+1} \quad i = 1,2,3 \dots, n \quad d = 1,2,3, \dots, m \quad (2)$$

Denklem 1 ve 2' de,  $w$  algoritmanın yerel ve global arama yeteneklerinin dengelenmesi için kullanılan atalet sabitini temsil etmekte olup  $w$ 'nin büyük değerleri için küresel arama, küçük değerleri için ise yerel arama öne çıkmaktadır.  $c_1$  ve  $c_2$  öğrenme davranışlarını temsil eden ivme katsayılarıdır.  $c_1$  parçacığın kendi tecrübelerinden faydalanmasını,  $c_2$  ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübesinden faydalanmasını sağlar.  $r_1$  ve  $r_2$  uniform olarak 0 ile 1 arasında değişen rastgele sayıları,  $k$  iterasyon sayısını,  $n$  popülasyon büyüklüğünü,  $m$  karar değişkenlerinin sayısını,  $p_{id}$  parçacığın o ana kadar ki en iyi konumunu,  $x_{id}^k$  pozisyonu,  $v_{id}^{k+1}$  hız değerlerini ve  $p_{gd}$  sürüde o ana kadar elde edilen en iyi pozisyonu ifade etmektedir.

## 2.3. Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemleri

ANFIS, karmaşık ve doğrusal olmayan problemleri çözmek için kullanılan bir yapay zekâ yöntemidir. ANFIS hem bulanık çıkarım sistemleri hem de yapay sinir ağları ile bütünleşirken, bir çerçeve içinde doğrusal olmayan ve karmaşık problemleri çözmeye etkilidir. 2 girdili ve 2 kurallı genel ANFIS yapısı Şekil 1'de gösterilmiştir (Jang, 1993).



Şekil 1. Anfis modeli

Bu çalışmada kullanılan ANFIS yapısı, dört girdi ve beş katman içermektedir. Bu yapıda, Takagi-Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemi (Fuzzy Inference System-FIS) ve Melez öğrenme (Hybrid learning) algoritması kullanılmaktadır (Sarkheyli vd., 2015; Prasad vd., 2016). FIS çerçevesinin bulanık kural "if-then" (eğer-ise), veritabanı ve if-then teorisine dayanan argümanlar mekanizması olmak üzere üç ana bileşeni vardır, Takagi-Sugeno bulanık modelindeki tipik bulanık kuralı Denklem 3 ve Denklem 4 'te gösterilmiştir. FIS' in iki girdi ( $x, y$ ) ve bir çıktı ( $f$ ) içerdiğini varsayalım.

**Kural 1:** EĞER  $X = A_1$  ve  $Y = B_1$  İSE  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ . (3)

**Kural 2:** EĞER  $X = A_2$  ve  $Y = B_2$  İSE  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ . (4)

Burada A ve B giriş bulanık kümeleri,  $f(x,y)$  ise p,q ve r sabitlerinden oluşan bir polinomdur. ANFIS modelinde beş tane katman bulunmaktadır (Şekil 1). Başlangıç katmanı girdi katmanı olarak da adlandırılmakta ve bir bulanık mantığa Denklem 5 ile bağlanmaktadır:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1,2, \dots \quad (5)$$

Burada her  $i$  düğümü, bir kare düğümünü,  $x$  giriş değişkenini,  $A_i$  bu düğümün temsil ettiği bulanık kümeyi ve  $O_i^1$  ise  $A_i$  için üyelik fonksiyonunu temsil etmektedir. Bu katmandaki her düğümden alınan giriş sinyalleri diğer katmanlara aktarılmaktadır. Takip eden ikinci katman kural tabakasıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, bulanık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Bu katmanda, halka katmanlar girdi

tabakaları ile çarpılır. Çıktıları almak için Denklem 6 kullanılır:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1,2, \dots \quad (6)$$

Burada, her bir kural düğümünün çıkışı olan  $\mu_i$ , 1. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımını göstermektedir. Üçüncü katman normalizasyon işlemini içerir. Denklem 7, oluşturulan her düğümün ortalama değerini hesaplamak için kullanılır.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1,2, \dots \quad (7)$$

Bulanık kurallar berraklaştırma katmanı olarak adlandırılan dördüncü katmanda kullanılmaktadır. Burada her  $i$  bir kare düğüm olup ilişkili fonksiyonu içermektedir (Denklem 8).

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1,2, \dots \quad (8)$$

Bu denklemde,  $\bar{w}_i$  üçüncü katmanın çıktısı olup  $p_i$ ,  $q_i$  ve  $r_i$  ise sonuç parametrelerdir. Tüm girdi sinyalleri ile sonuç olarak elde edilen her düğümün çıktı değerleri beşinci katmanda hesaplanarak, ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir. Bu aşamada, Denklem 9, her bulanıklık kuralını berraklaşma çıktısına dönüştürür.

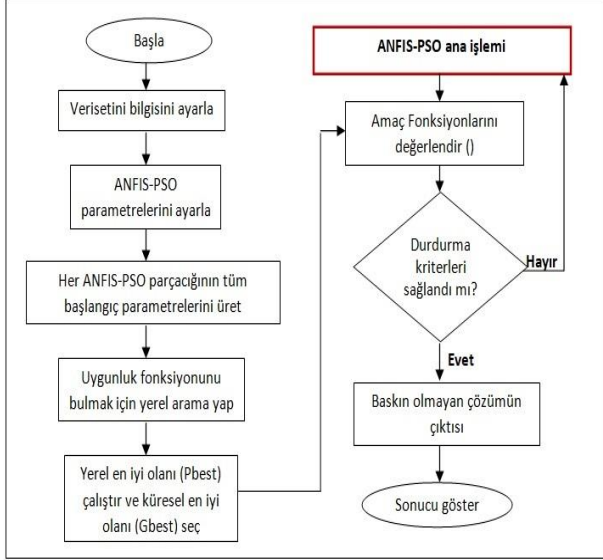
$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad i = 1,2, \dots \quad (9)$$

## 2.4 ANFIS-PSO Modeli

Endüstrileşmede görülen hızlı gelişme ve artan nüfus nedeniyle her alanda olduğu gibi ulaşım için gerekli enerji ihtiyacında da yükselen bir artış vardır. Bu çalışmada UKET tahmini için hibrit bir ANFIS-PSO modeli uygulanmıştır. Tahmin için gerekli veri 1970-2016 yılları arasında farklı kaynaklardan elde edilmiştir.

Modelin oluşturulmasında kullanılan girdi parametrelerinin ülkenin sosyal ve ekonomik alandaki gelişmelerini yansıtması amaçlanmıştır. Bu parametreler geçmiş çalışmalarda da sıklıkla kullanılmıştır. Bu çalışmada ulaşım kaynaklı enerji talebini yüksek doğrulukla tahmin edebilmek için

gelişmiş bir ANFIS tabanlı modele entegre olacak şekilde bir PSO geliştirilmiştir. PSO, ANFIS parametrelerinin optimal değerlerini belirlemek için uygulanmıştır (Anemangely vd.,2017; Rezakazemi vd.,2017). ANFIS-PSO modeli şematik olarak Şekil 2' de gösterilmiştir.



Şekil 2. ANFIS-PSO modeli (Rini vd., 2016)

Modellemenin ilk adımında GSYİH, taşıt-km yol, taşıt sayısı ve nüfus girdi parametreleri olarak ayarlanırken, UKET ise çıktı parametresi olarak belirlenmiştir. PSO-ANFIS' i geliştirmek için, en uygun PSO parametreleri farklı parametrik çalışmaya dayanılarak ayarlanabilir. Maksimum iterasyon sayısı, maksimum parçacık sayısı, başlangıç atalet ağırlığı ( $W_{min}$ ), atalet ağırlık sönüm oranı ( $W_{damp}$ ), bilişsel ivme ( $C_1$ ) ve sosyal hızlanma ( $C_2$ ) en önemli PSO parametreleridir.

Bu çalışmada ANFIS-PSO modeli için MATLAB yazılımında bir kod geliştirilmiştir. PSO-ANFIS modelinde PSO, hibrid modelde çıktı ve girdilerin daha yakın ilişkilere sahip olmasına sağlamaktadır. Geliştirilen hibrid model, özellikle doğrusal olmayan ilişkilerin tahmin hassasiyetini artırabilir. Birçok araştırmacı tarafından yaygın şekilde kullanılan Gauss fonksiyonu, üyelik fonksiyonu olarak uygulanmıştır. PSO parametrelerinin en uygun değerleri deneme yanılma yaklaşımı ile belirlenmiştir. Sonuçlar, maksimum parçacık sayısının, maksimum iterasyon sayısının  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $W_{min}$  ve  $W_{damp}$  değerlerinin sırasıyla 100, 1000, 1, 2, 1 ve

0.99 olduğunu göstermiştir. Enerji talep tahmini modellerini geliştirmek ve test etmek için Çizelge 2' de sunulan 47 yıllık bir veri kümesi kullanılmıştır. Modelin eğitimi için verilerin %70 i kullanılırken modelin testi için verilerin %30 u kullanılmıştır. Sonuç olarak elde edilen 47 yıllık verinin 33 yılı modelin eğitiminde, geriye kalan 14 yılı ise modelin test aşamasında kullanılmıştır.

## 2.5. Model Performansının Değerlendirilmesi

Bu çalışmada, ANFIS-PSO modelinin tahmin başarısını değerlendirmek üzere yaygın şekilde kullanılan bazı istatistiksel ölçütlerden yararlanılmıştır. Kök Ortalama Kare Hatası, KOKH (Root Mean Square Error, RMSE) tahmin modeline ait veriler ile gerçek veriler arasındaki farkı belirlemede kullanılır. KOKH, aşağıda verilen Denklem 10' a göre hesaplanmaktadır.

$$KOKH = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (10)$$

Modelin eldeki veri kümesini ne başarıda temsil ettiği determinasyon katsayısı incelenerek belirlenebilir. Determinasyon katsayısı ( $R^2$ ), Denklem 11' e göre aşağıdaki şekilde hesaplanabilir.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i) * (P_i - \bar{P}_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 * \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2} \quad (11)$$

Ortalama Sapma Hatası, OSH (Mean Bias Error, MBE) genel sistematik hatayı gösterir ve Denklem 12' ye göre hesaplanabilir.

$$OSH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{O_i - P_i}{P_i} \quad (12)$$

Ortalama Mutlak Hata, OMH (Mean Absolute Error, MAE), bir dizi tahmindeki hataların ortalama büyüklüğünü ölçer. OMH tüm bireysel farklılıkların ortalamada eşit olarak ağırlıklandırıldığı anlamına gelen doğrusal bir skor olup aşağıda verilen Denklem 13' e göre hesaplanabilir.

$$OMH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - \hat{O}_i) \quad (13)$$

Bu denklemlerde,  $i$  ayrık veri

indeksini,  $n$  hata ölçümü için kullanılan ayrık çıkış verilerinin sayısını,  $P_i$  ölçülen değerleri ve  $O_i$  ise tahmin edilen verileri temsil göstermektedir.

### 3. Sonuçlar ve Tartışma

Ulaşım sektörü, Türkiye'nin toplam enerji harcamalarının yaklaşık %25' ini oluşturmaktadır. Son yıllarda gerçekleşen hızlı ekonomik büyüme, ülkenin yıllık enerji talebinde de artışa neden olmaktadır.

Bu nedenle gelecek ile ilgili planlamalar ancak uygun tahminlere dayanarak yapılabilir. ANFIS-PSO modelinin kurulması için 1970-2016 yılları arasındaki verilerin %70 i (33 yıllık veri) eğitim için kullanılırken geriye kalan veri ise test için kullanılmıştır. Eğitim ve test analizlerine ait grafikler Şekil 3 a ve b' de sırasıyla gösterilmektedir.

Şekil 4' te görüldüğü gibi tahmin ve gerçekleşen değerler arasında iyi bir uyum vardır. Modelin başarısı ise farklı istatistiksel hata yöntemleri ile analiz edilmiş ve sonuçlar Çizelge 3' te verilmiştir. KOKH' ın model başarısı için düşük değerler alması istenmektedir. Çizelge 3' ten görüldüğü gibi hem eğitim hem de test için modelin düşük KOKH ve yüksek  $R^2$  sonuçları verdiği görülmüştür. Determinasyon katsayısının ( $R^2$ ) eğitim ve test için hesaplanan değerleri 0,96' dan büyük olup bu modelin tahmin işlemi açısından güvenilirliğini pekiştirmektedir.

**Çizelge 3.** ANFIS-PSO modeli için eğitim ve test denemelerine ait istatistiksel sonuçlar

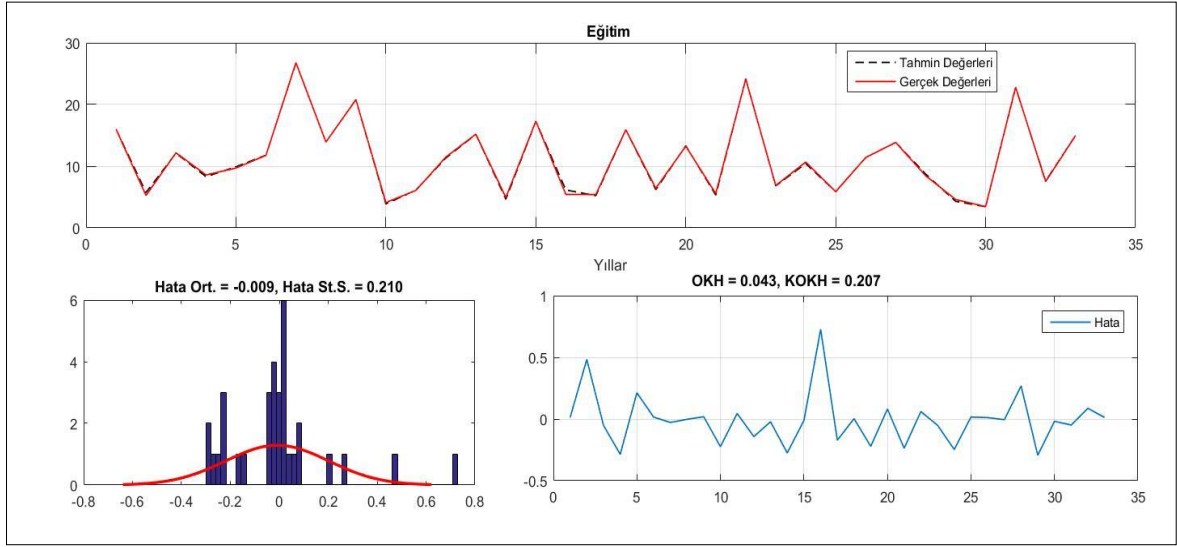
Performans Ölçütü	Eğitim	Test
KOKH	0,207	1,108
OKH	0,043	1,227
OMH	0,133	0,685
OSH	-0,009	0,233
$R^2$	0,999	0,967

**Çizelge 2.** Gözlemlenen geçmiş veriler

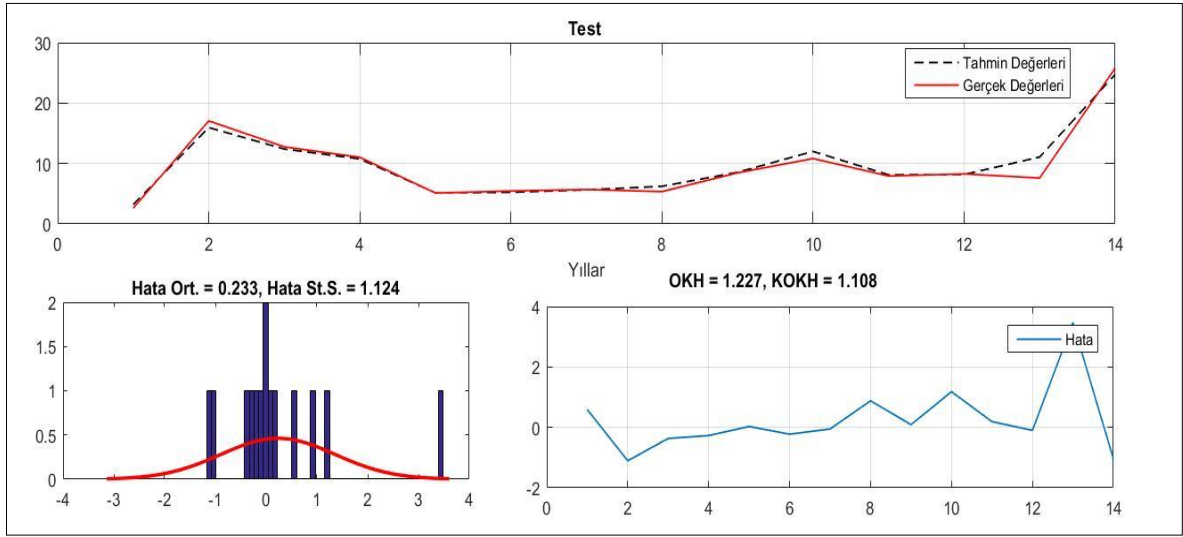
Yıllar	GSYİH	Nüfus	Yıllık Taşıt-km	Taşıt Sayısı	Enerji Talebi
1970	19,04	35,32	6,48	0,40	3,21
1971	21,90	36,43	8,59	0,44	3,43
1972	26,72	37,44	10,29	0,51	3,88
1973	32,96	38,35	11,62	0,60	4,3
1974	40,05	39,21	12,66	0,75	4,65
1975	47,45	40,03	13,43	0,92	5,15
1976	54,61	40,83	14,01	1,08	5,74
1977	60,97	41,65	14,43	1,23	6,23
1978	65,98	42,51	14,76	1,37	6,15
1979	69,09	43,43	15,05	1,57	5,23
1980	69,75	44,44	15,34	1,70	5,23
1981	67,81	45,55	15,70	1,80	5,32
1982	64,78	46,73	16,16	1,90	5,65
1983	62,56	47,95	16,78	2,04	5,88
1984	63,06	49,15	17,60	2,22	6,12
1985	68,20	50,31	18,67	2,39	6,2
1986	79,25	51,38	20,01	2,64	6,82
1987	95,03	52,39	21,58	2,89	7,59
1988	113,69	53,33	23,32	3,14	8,13
1989	133,42	54,24	25,16	3,39	8,18
1990	152,39	55,12	27,04	3,75	8,72
1991	168,78	56,00	28,90	4,10	8,3
1992	180,76	56,88	30,67	4,58	8,55
1993	186,5	57,79	32,29	5,25	10,42
1994	184,18	58,74	33,70	5,61	9,91
1995	171,98	59,76	34,83	5,92	11,07
1996	184,72	60,67	41,02	6,31	11,78
1997	194,36	61,58	46,38	6,86	11,34
1998	205,98	62,46	49,95	7,37	10,76
1999	187,66	63,36	49,87	7,76	13,32
2000	201,48	64,25	56,15	8,32	12,12
2001	147,02	65,13	52,63	8,52	12
2002	230,49	66,01	51,66	8,66	11,41
2003	304,90	66,87	52,35	8,90	12,4
2004	390,39	67,72	57,77	10,24	13,91
2005	481,50	68,57	61,13	11,15	13,85
2006	526,43	69,40	64,58	12,23	14,99
2007	657,79	70,22	69,61	13,02	17,28
2008	741,79	71,10	69,77	13,77	16
2009	616,70	72,05	72,43	14,32	15,92
2010	735,83	73,00	80,12	15,26	15,17
2011	772,30	73,95	85,50	16,09	15,95
2012	778,86	75,00	93,99	16,84	20,8
2013	800,50	76,48	99,43	17,63	22,77
2014	934,17	77,03	102,99	18,83	24,17
2015	859,80	78,27	113,27	19,99	24,74
2016	863,70	79,51	119,67	21,09	26,76

Enerji Talebi: Milyon ton petrol eşdeğeri cinsinden ulaştırma kaynaklı enerji tüketimi; GSYİH: Gayri safi yurtiçi hasıla ( $\times 10^9$ ) ABD doları; Nüfus ( $\times 10^6$ ); Toplam yıllık taşıt-km ( $\times 10^9$ ) ve Taşıt sayısı ( $\times 10^6$ )

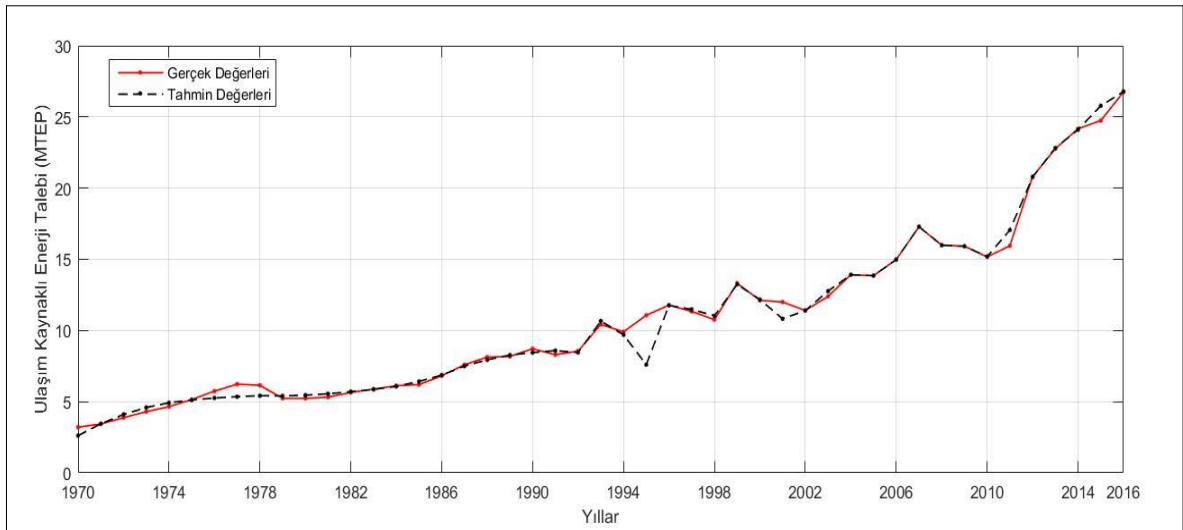
a)



b)



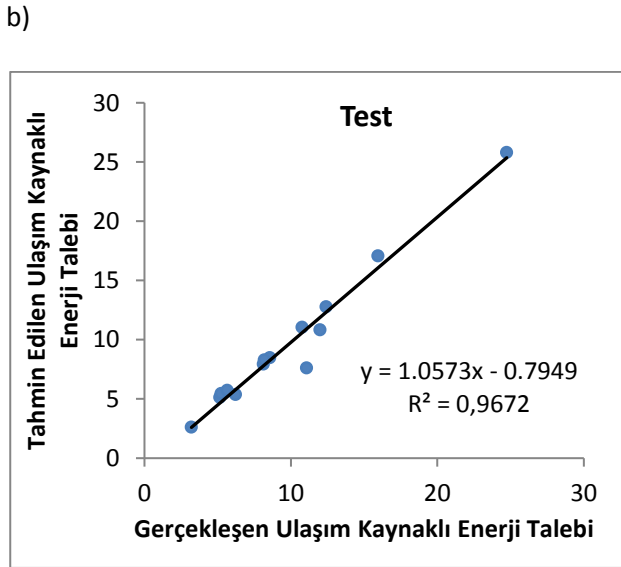
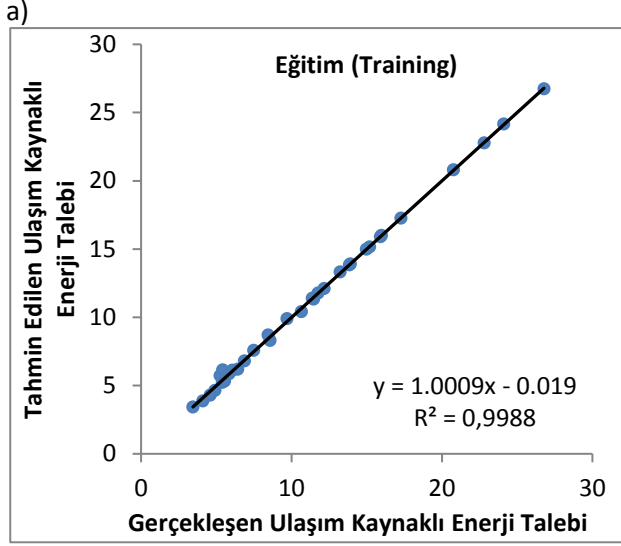
Şekil 3. ANFIS-PSO model sonuçları a) eğitim b) test verileri



Şekil 4. Gerçek değerler ve ANFIS-PSO tahmin değerleri



Tahmin için kullanılan modelden alınan veriler eğitim ve test verileri ile kıyaslandığında iyi bir uyum olduğu Şekil 5' te gösterildiği gibi yüksek bir determinasyon katsayısı ( $R^2=0,999$  ve  $R^2=0,967$ ) ile belirlenmiştir. Dolayısıyla modelin enerji talep tahmini açısından yeterli olduğu görülmektedir.

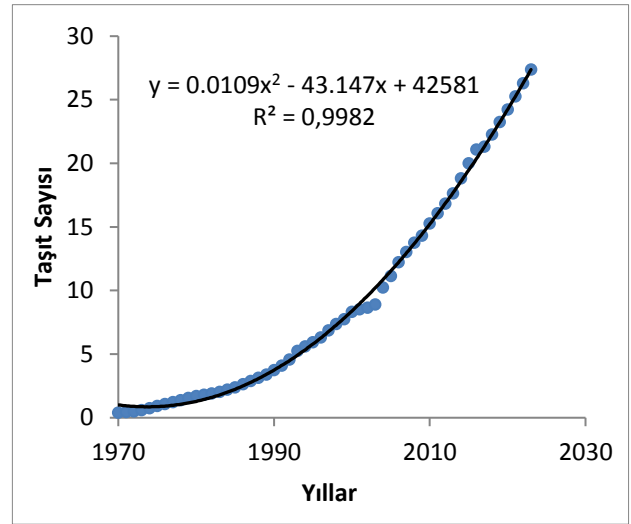


**Şekil 5.** ANFIS-PSO modeli ile tahmin edilen ve gerçekleşen enerji talep miktarlarının kıyaslanması a) eğitim b) test verileri

Doğru bir tahmin, girdi olarak kullanılan parametrelere ait verilerin uygun bir şekilde elde edilmesine bağlıdır. Bu nedenle kullanılan girdilerin 2016 yılından sonra mevcut olmayan verilerinin belirlenmesinde uluslararası saygın kuruluşların öngörülerini, literatür bilgileri ya da matematiksel eğri uydurma yöntemleri kullanılmıştır. Dünya Bankası verilerine göre Türkiye için GSYİH miktarının

2017-2020 yılları arasında ortalama % 2.9-3.4 arasında değişeceği tahmin edilmektedir.

Bu nedenle, ANFIS-PSO modelinde kullanılmak üzere 2017-2023 yılları arasında GSYİH miktarı ortalama % 3,3 lük bir artış olacağı düşünülerek hesaplanmıştır. Nüfus içinse yıllık nüfus artışının Dünya Bankası tahminlerine göre % 1,1 oranında gerçekleşeceği tahmin edilmektedir. Yıllık ortalama taşıt km yolu literatürden alınmıştır. Trafığe çıkan taşıt sayısı verileri için ise eğri uydurma yöntemi kullanılmış ve Şekil 6 'da gösterildiği gibi elde edilen 2. dereceden bir polinom ( $R^2 = 0,9982$ ) kullanılarak 2016 sonrası tahmin verileri oluşturulmuştur.



**Şekil 6.** Taşıt sayısı parametresinin 2017-2023 yılları için tahmini verileri

Bu veriler ışığında 2023 yılında Türkiye için GSYİH, nüfus, yıllık taşıt-km yolu ve taşıt sayısı sırasıyla 1084,09\$, 85,84 milyon, 161,53 milyon taşıt-km ve 27 milyon taşıt olarak tahmin edilmiştir. Farklı yöntemlerle elde edilen bu veriler ve 2016 yılı sonrası için enerji talebi tahmin sonuçları Çizelge 4' te gösterilmiştir.

Canyurt vd. 2007 de yaptıkları çalışmada genetik algoritma yaklaşımı kullanarak Türkiye için 2020 yılına kadarki ulaşım kaynaklı enerji talebi için farklı üç senaryo üzerinden tahmin gerçekleştirmişlerdir. 2020 yılında enerji talep miktarının yaklaşık 20-32,5 Milyon Ton Petrol Eşdeğeri (MTPE) aralığında olacağını öngörmüşlerdir.

Çizelge 4. Tahmin edilen veriler

Yıllar	GSYİH	Nüfus	Yıllık taşıt-km	Taşıt sayısı	Enerji talebi
2017	892,20	80,39	124,09	21,31	24,89
2018	921,65	81,27	130,33	22,26	25,46
2019	952,06	82,17	136,57	23,24	26,53
2020	983,48	83,07	142,81	24,24	27,58
2021	1015,93	83,98	149,05	25,26	28,62
2022	1049,46	84,91	155,29	26,31	29,63
2023	1084,09	85,84	161,53	27,37	30,96

Enerji Talebi; Milyon ton petrol eşdeğeri (MTEP) cinsinden ulaştırma kaynaklı enerji tüketimi; GSYİH - Gayri safi yurtiçi hasıla ( $\times 10^9$ ) ABD doları; Nüfus ( $\times 10^6$ ); Toplam yıllık taşıt-km ( $\times 10^9$ ) ve Taşıt sayısı ( $\times 10^6$ )

Sönmez vd. 2017 yılında yaptıkları çalışmada yapay zekâ araçlarından arı kolonisi algoritması kullanmışlar ve üç farklı senaryo için 2034 yılı ulaşım kaynaklı enerji talebini yaklaşık 34-45 MTPE aralığı olarak tahmin etmişlerdir. Başkan vd., 2012 yılında karınca kolonisi algoritması yaklaşımı ile Türkiye'nin ulaşım kaynaklı enerji tahmini 24-38 MTPE aralığında tahmin etmişlerdir. Ceylan vd., 2008 yılında yaptıkları çalışmada Meta-Sezgisel Armoni Arama Algoritması kullanarak Türkiye için ulaşım kaynaklı enerji talebinin yaklaşık 25-50 MTPE aralığında olacak şekilde gerçekleşeceğini öngörmüşlerdir.

Bu çalışmada, farklı ekonomik ve sosyal parametrelere bağlı olarak değişim gösteren UKET' in hızlı bir şekilde artan bir eğilim gösterdiği belirlenmiştir. 2023 yılı enerji talebi ANFIS-PSO yöntemi ile yaklaşık olarak 30,96 MTPE olarak belirlenmiştir. Bu değer 2016 (26,76MTEP) yılı UKET' in yaklaşık 1,2 katıdır. Bu değer genel olarak önceki çalışmalarla uyumlu olup yöntemin tahmin açısından uygun olduğu söylenebilir. Sonuç olarak, ANFIS-PSO algoritmasını kullanan tahmin modelleri 2017 yılından 2023 yılına kadar Türkiye'nin UKET tahmini için başarıyla uygulanmıştır. Bu çalışma sonuçları, karar vericiler tarafından gelecekteki ulaşım enerji planları için kaynak olarak kullanılabilir.

#### 4. Kaynaklar

Anemangely M., Ramezanzadeh A., Tokhmechi B., 2017. Shear wave travel time estimation from petrophysical logs using ANFIS-PSO algorithm: A case study from Ab-Teymour Oilfield, *J Nat Gas Sci Eng.*, **38**, 373–387.

Ausati S., Amanollahi J., 2016. Assessing the accuracy of ANFIS, EEMD-GRNN, PCR, and MLR models in predicting PM2.5, *Atmos Environ*, **142**, 465–474.

Barak S., Sadegh S.S., 2016. Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA–ANFIS hybrid algorithm, *Int J Electr Power Energy Syst*, **82**, 92–104.

Baskan O., Haldenbilen S., Ceylan H., Ceylan H., 2012. Estimating transport energy demand using ant colony optimization, *Energy Sources Part B Econ Planning*, **7**, 188–199.

Canyurt O.E., Ozturk H.K., Hepbasli A., Utlü Z., 2006. Genetic algorithm (GA) approaches for the transport energy demand estimation: model development and application, *Energy Sources, Part A Recover Util Environ Eff*, **28**, 1405–1413.

Ceylan, H., Ceylan, H., Haldenbilen, S., Baskan, O., 2008. Transport energy modeling with meta-heuristic harmony search algorithm, an application to Turkey, *Energy policy*, **36(7)**, 2527-2535.

Chai J., Lu Q.-Y., Wang S.-Y., Lai K.K., 2016. Analysis of road transportation energy consumption demand in China, *Transp Res Part D Transp Environ*, **48**, 112–124.

Chen W., Panahi M., 2017. Pourghasemi H.R., Performance evaluation of GIS-based new ensemble data mining techniques of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with genetic algorithm (GA), differential evolution (DE), and particle swarm optimization (PSO) for landslide spatial modelling, *CATENA*, **157**, 310–324.

Forouzanfar M., Doustmohammadi A., Hasanzadeh S., Shakouri G.H., 2012. Transport energy demand forecast using multi-level genetic programming, *Appl Energy*, **91**, 496–503.

- Haldenbilen S., 2006. Fuel price determination in transportation sector using predicted energy and transport demand, *Energy Policy*, **34(17)**, 3078-3086.
- Jang, J.-S. R., 1993. ANFIS: Adaptive-Neuro-Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, **23(3)**, 665-685.
- Kennedy J., Eberhart R., 1995. Particle Swarm Optimization, *Proc. IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN)*, **4**, 1942-1948.
- Limanond T., Jomnonkwo S., Srikaew A., 2011. Projection of future transport energy demand of Thailand, *Energy Policy*, **39**, 2754-2763.
- Lu I.J., Lewis C., Lin S.J., 2009. The forecast of motor vehicle, energy demand and CO<sub>2</sub> emission from Taiwan's road transportation sector, *Energy Policy*, **37**, 2952-2961.
- Mullai P., Arulselvi S., Ngo H.-H., Sabarathinam P.L., 2011. Experiments and ANFIS modelling for the biodegradation of penicillin-G wastewater using anaerobic hybrid reactor, *Bioresour Technol*, **102**, 5492-5497.
- Murat Y.S. and Ceylan H., 2006. Use of artificial neural networks for transport energy demand modeling. *Energy Policy*, **34**, 3165-3172.
- Prasad K., Gorai A.K., Goyal P., 2016. Development of ANFIS models for air quality forecasting and input optimization for reducing the computational cost and time, *Atmos Environ.*, **128**, 246-262.
- Rezakazemi M., Dashti A., Asghari M., Shirazian S., 2017. H<sub>2</sub>-selective mixed matrix membranes modeling using ANFIS, PSO-ANFIS, GA-ANFIS, *Int J Hydrogen Energy*, **42**, 15211-15225.
- Rini, D. P., Shamsuddin, S. M., Yuhaniz, S. S., 2016. Particle swarm optimization for ANFIS interpretability and accuracy, *Soft Computing*, **20(1)**, 251-262.
- Sarkheyli A., Zain A.M., Sharif S., 2015. Robust optimization of ANFIS based on a new modified GA, *Neurocomputing*, **166**, 357-366.
- Sonmez M., Akgüngör A.P. and Bektaş S., 2017. Estimating transportation energy demand in Turkey using the artificial bee colony algorithm, *Energy*, **122**, 301-310.
- Taylan O., Demirbaş A., 2016. Forecasting and analysis of energy consumption for transportation in the Kingdom of Saudi Arabia, *Energy Sources Part B Econ Planning*, **11**, 1150-1157.
- Zhang M., Mu H., Li G., Ning Y., 2009. Forecasting the transport energy demand based on PLSR method in China, *Energy*, **34**, 1396-1400.

#### İnternet kaynakları

1-<http://www.tuik.gov.tr>, (07.10.2017)

2-

<http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/EnergyPoliciesofIEACountriesTurkey.pdf>, (21.09.2017)

3- <http://data.worldbank.org/country/turkey>, (27.08.2017)

4- <http://www.trafik.gov.tr>, (24.08.2017)

5-<http://www.dektmk.org.tr>, (21.07.2017)