

## TÜRKİYE’NİN ENERJİ TALEBİNİ TAHMİN ETMEK İÇİN TULUMLULAR SÜRÜ ALGORİTMASINA DAYALI BİR UYGULAMA

**Murat ASLAN<sup>1\*</sup>**

<sup>1</sup>Şırnak Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Şırnak, 73000, Türkiye  
Geliş tarihi: 24.03.2021 Kabul tarihi: 03.05.2021

### ÖZET

Enerji talebinin tahmini, her ülke için oldukça önemli bir konudur. Çünkü bir ülkenin ekonomisi, enerji talebinden doğrudan etkilenmektedir. Bu nedenle, yapılan bu çalışmada, Türkiye’nin gelecekteki enerji talebini tahmin etmek için tulumlular sürü algoritması (TSA) tabanlı doğrusal bir yaklaşım önerilmektedir. Doğrusal modelin elde edilmesi aşamasında, bir ülkenin gayri safi yurtiçi hasıla, nüfus, ithalat ve ihracat verileri modelin giriş parametreleri olarak alınmıştır. Daha sonra bu parametrelerin optimum ağırlık katsayılarını bulmak amacıyla optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilmiş olan popülasyon tabanlı TSA algoritması kullanılmıştır. Önerilen modelin eğitim ve test aşaması için Türkiye’nin 1979-2011 arasındaki yıllara ait olan veri seti kullanılmıştır. Doğrusal model oluşturulduktan sonra, Türkiye’nin 2012’den 2030’a kadar olacak şekilde yaklaşık olarak 20 yıllık bir süre için enerji talebi, üç farklı muhtemel senaryo için tahmin edilmiştir. Daha sonra ise önerilen model ile elde edilen deneysel sonuçlar, Türkiye’nin enerji talebini için literatürde önerilmiş olan diğer algoritmaların elde ettiği deneysel sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Deneysel sonuçlar ve karşılaştırmalar değerlendirildiğinde, bu çalışma kapsamında önerilmiş olan TSA tabanlı model, Türkiye’nin geleceğe dönük enerji talebini tahmin etmek için rekabetçi ve başarılı sonuçlar elde etmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Doğrusal model, enerji talebi, tahmin, tulumlular sürü algoritması

## AN APPLICATION BASED ON THE TUNICATE SWARM ALGORITHM FOR PREDICTION THE ENERGY DEMAND OF TURKEY

### ABSTRACT

The estimation of energy demand is a serious topic for policy makers. Because the economy of a country is directly affected by energy demand. On account of this, in this study, a tunicate swarm algorithm (TSA) based linear approach has proposed for estimation the energy demand of Turkey for future. Gross domestic product, population, import and export are taken as parameters for linear model. And then, TSA algorithm which is a population-based swarm algorithm proposed for solving global optimization problems has used to find the optimum weight coefficients of these parameters. For training and testing phase of proposed model the data set of Turkey in 1979 to 2011 are used. After the model is created, the energy demand of Turkey approximately for a 20-year period from 2012 to 2030 are estimated for different three scenarios. The obtained experimental result of proposed model has been compared with the state-of-art algorithms proposed for solving energy demand of Turkey in the literature. The experimental results and comparisons show that the proposed TSA based model is highly competitive and robust optimizer for estimation the energy demand of Turkey.

**Keywords:** Energy demand, estimation, linear model, tunicate swarm algorithm

\* e-posta: [murataslan@sirnak.edu.tr](mailto:murataslan@sirnak.edu.tr) ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7459-3035>

## 1. Giriş

Dünya Enerji Görüşü (World Energy Outlook) senaryosuna göre, Dünyadaki enerji kullanımının 2030'a kadar istikrarlı bir şekilde artması beklenmektedir [1, 2]. Gelişmekte olan ülkeler, dünyada üretilen enerjinin kısmen bir kısmını tüketmesine rağmen, bu ülkelerin enerji talebi gelişmiş ülkelere kıyasla daha hızlı bir şekilde artmaktadır [3, 4]. Bundan dolayı da birçok üretim ve tüketim uygulamasının kaynağını oluşturan enerjinin dünya ekonomisindeki rolü ve önemi gittikçe artmaktadır [5, 6]. Türkiye'de genç nüfusun hızlı bir şekilde artması ile birlikte kentleşme, sosyo-ekonomik gelişme vb. ihtiyaçlara olan gereksinim artmaktadır ve bunun sonucu olarak enerji talebine olan gereksinim de artış göstermektedir [7, 8]. Dünyada enerji kullanımının hızla artması, yenilenemeyen enerji kaynaklarının azalmasına ve bununla birlikte ozon tabakasının incelmeye başlaması, küresel ısınma, iklim değişikliği vb. çevresel sorunların oluşmasına neden olmaktadır [9]. Bundan dolayı elektrik enerjisi gibi depolanamayan enerjilerin planlı bir şekilde üretilmesi ve kullanılması oldukça önemlidir [10]. Verimli bir enerji planlaması, geçmişte ve mevcut zamanda tüketilen enerjinin en iyi şekilde analiz edilerek, en az hata ile geleceğe dair tahminlerin oluşturulmasına dayanır. Sonuç olarak verimli bir enerji üretimi ve tüketimi için her devletin kendine ait bir çalışma yapısı bulunmaktadır [6, 11].

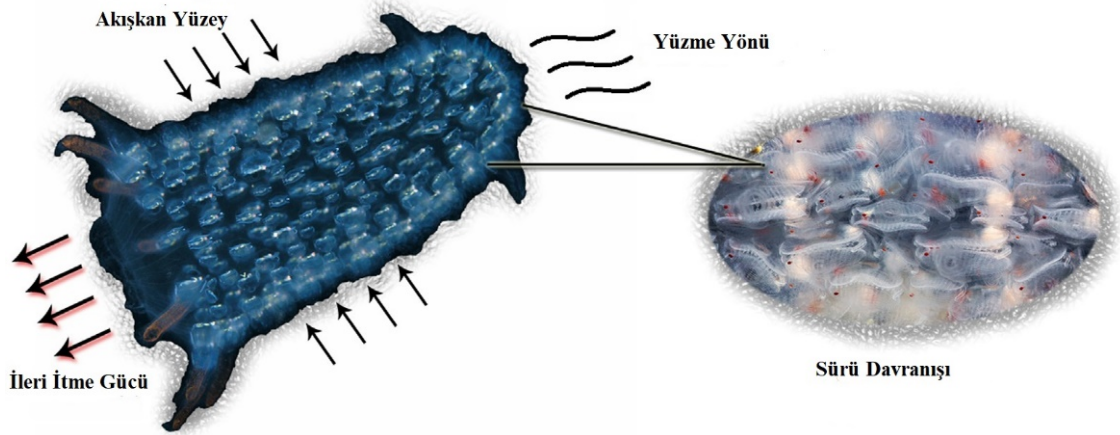
Modern istatistiksel yöntemlerle gelecekteki enerji talebinin planlanması ve tahmin edilmesi Türkiye'de 1984'ten beri resmi olarak gerçekleştirilmektedir [3]. Türkiye'de Enerji talep tahmini için Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB), Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ve Devlet Planlama Teşkilatı (DPT) adlı kurumlar çalışmalarını yürütmektedirler [12, 13]. Yakın zamanda yapılmış olan birçok çalışmada araştırmacılardan bazıları istatistiksel yöntemleri [3, 14-17], bazıları yapay sinir ağlarını (YSA) [10, 16, 18] ve bazıları da popülasyon tabanlı metasezgisel yaklaşımları [6-8, 13, 19-29] kullanarak Türkiye'nin gelecek yıllarda ihtiyaç duyacağı enerji talebini tahmin etmeye çalışmışlardır.

Optimizasyon tabanlı birçok gerçek dünya probleminin çözümünde metasezgisel yöntemler oldukça etkili yöntemlerdir. Metasezgisel yöntemler, problemde bağımsız algoritmalar oldukları için birçok farklı probleme kolay bir şekilde uyarlanabilmektedir. Yapılan bu çalışmada da Türkiye'nin gelecekteki enerji talebi tahminini yapmak amacıyla 2020 yılında Kaur ve ark. tarafından literatüre kazandırılmış olan popülasyon tabanlı stokastik bir algoritma olan tulumlular sürü algoritmasına (tunicate swarm algorithm – TSA) dayalı bir yaklaşım geliştirilmiştir [30]. Önerilen TSA tabanlı yaklaşımda eğitim ve test sürecinde, ETKB ve TÜİK'in 1979-2011 yıllarına ait gayri safi yurtiçi hasıla (GSYİH), nüfus, ithalat ve ihracat verileri kullanılmıştır [6, 31, 32]. Daha sonra elde edilen model kullanılarak farklı senaryolar için tahmini enerji talepleri elde edilmiştir.

Bu çalışmanın geri kalanı şu şekilde düzenlenmiştir; Bölüm 2'de, TSA algoritmasının çalışma yapısı detaylandırılmıştır. Bölüm 3'te, TSA kullanarak Türkiye'nin enerji talebinin tahmini için kullanılacak model detaylandırılmıştır. Bölüm 4'te deneysel sonuçlar verilmiştir. Son olarak Bölüm 5'te ise sonuç ve tartışmalar sunulmuştur.

## 2. Tulumlular Sürü Algoritması (Tunicate Swarm Algorithm – TSA)

TSA algoritması Kaur ve ark. tarafından tulumluların (tunicate) yiyecek arama sürecindeki davranışlarının modellenmesi üzerine geliştirilen sürü zekâsına dayalı popülasyon tabanlı bir algoritmadır [30]. Tulumlular parlak bir su canlısıdır ve metrelerce uzaktan görülebilen soluk mavi-yeşil renkte bir ışık yayarlar. Tulumluların şekli bir ucu açık diğer ucu kapalı silindir gibidir [33]. Şekil 1'de tulumluların doğal yaşam alanı verilmiştir.



Şekil 1. Tulumlular için doğal yaşam alanı [30]

Her bir tulumlunun büyüklüğü sadece birkaç milimetredir. Her tulumluda, tüm bireylerin birleşmesine yardımcı olan ortak bir jelatinimsi tunik vardır. Bununla birlikte, her bir tulumlu, denizden suyu ayrı ayrı emer ve atriyal sifonlar vasıtasıyla açık ucundan ileriye doğru bir hareketlenme (Jet propulsion) gerçekleştirir [30]. Besin kaynağının ne olduğu konusunda bir fikri olmamasına rağmen tulumlular, denizde besin kaynağının yerini bulma yeteneğine sahiptirler. Tulumlular, besin kaynağına ulaşırken Jet propulsion ve sürü davranışı (swarm behavior) yapılarını kullanmaktadırlar. Tulumlular, Jet propulsion davranışı sırasında üç davranış sergilerler. Bunlar; besin arama işlemi sırasında tulumlular arasında çakışmaların engellenmesi, herhangi bir tulumlunun sürekli olarak kendini en iyi uygunluk değerine sahip bireye doğru hareketlendirmeye çalışması ve kendini sürekli olarak en iyi bireye yakın tutmaya çalışmasıdır. Tulumlular arasında çakışmaların engellenmesi için, mevcut tulumlunun yeni konumu oluştururken  $\vec{A}$  vektörü kullanılmaktadır ve  $\vec{A}$  vektörü aşağıda verilen eşitliklere göre hesaplanmaktadır [30].

$$\vec{A} = \frac{\vec{G}}{\vec{M}} \quad (1)$$

$$\vec{G} = c_2 + c_3 - \vec{F} \quad (2)$$

$$\vec{F} = 2 \cdot c_1 \quad (3)$$

Burada,  $\vec{G}$  yer çekimi kuvvetini ve  $\vec{F}$  okyanusun derinliklerindeki suyun akış yönünü ifade eder.  $c_1$ ,  $c_2$  ve  $c_3$  ise  $[0,1]$  aralığında oluşturulan rastgele bir ondalıklı sayıyı ifade eder. Arama uzayındaki tulumlular (arama ajanları) arasındaki sosyal bağı ifade eden  $\vec{M}$  vektörü ise eşitlik (4)'e göre hesaplanmaktadır [30].

$$\vec{M} = [P_{min} + c_1 \cdot P_{max} - P_{min}] \quad (4)$$

Burada  $P_{min}$  ve  $P_{max}$  değerleri sosyal etkileşim yapmak için başlangıç ve ikincil hızları ifade etmektedir ve bu değerler sırasıyla 1 ve 4 olarak kabul edilmiştir [30]. Komşular arasındaki çakışmalar engellendikten sonra arama ajanları en iyi besin değerine sahip komşu tulumluya doğru hareket etmeye başlarlar ve bu hareketlenme eşitlik (5)'te verilmiştir [30].

$$\overrightarrow{PD} = |\overrightarrow{FS} - r_{rand} \cdot \overrightarrow{P_p(x)}| \quad (5)$$

Burada  $\overrightarrow{PD}$  besin kaynağı ile arama ajanı arasındaki (konumu güncellenecek tulumlu) mesafeyi,  $x$  kaçınıcı iterasyonda olduğunu,  $\overrightarrow{FS}$  en iyi besin değerine sahip tulumlunun konumunu,  $\overrightarrow{P_p(x)}$  vektörü mevcut tulumlunun konumunu ve son olarak  $r_{rand}$  ise  $[0,1]$  aralığında üretilen rastgele ondalıklı bir değeri göstermektedir.  $\overrightarrow{P_p(x)}$  için yeni konum ise eşitlik (6)'ya göre hesaplanmaktadır [30].

$$\overrightarrow{P_p(x')} = \begin{cases} \overrightarrow{FS} + \vec{A} \cdot \overrightarrow{PD} , & \text{if } r_{rand} \geq 0.5 \\ \overrightarrow{FS} - \vec{A} \cdot \overrightarrow{PD} , & \text{if } r_{rand} < 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

Burada verilen  $\overrightarrow{P_p(x')}$ , besin kaynağı olan  $\overrightarrow{FS}$ 'nin konumunu göre  $\overrightarrow{P_p(x)}$  için oluşturulan yeni konumu ifade etmektedir. Tulumluların sürü davranışının matematiksel olarak ifade etmek için, ilk iki en iyi optimum çözüm hafızaya alınır ve diğer arama ajanlarının konumları, bu kaydedilen en iyi çözümlerin konumuna göre güncellenmektedir. Aşağıda verilen eşitlik, tulumluların sürü davranışı göstermektedir [30]:

$$\overrightarrow{P_p(x+1)} = \frac{\overrightarrow{P_p(x)} + \overrightarrow{P_p(x+1)}}{2 + c_1} \quad (7)$$

Her bir tulumlular için elde edilen yeni konum, tulumluların mevcut konumu ile tanımlanan silindirik veya koni şeklindeki bir yerde oluşturulan rastgele yeni bir konum olacaktır. TSA algoritmasının çalışma adımları Şekil 2'de verilmiştir.

- |   |
|---|
| <p><b>Adım 1:</b> Tulumlular için başlangıç popülasyonunu (<math>\overrightarrow{P_p}</math>) oluştur</p> <p><b>Adım 2:</b> Başlangıç parametrelerini ve durdurma kriterini belirle</p> <p><b>Adım 3:</b> Başlangıç popülasyonu için uygunluk değerlerini hesapla</p> <p><b>Adım 4:</b> En iyi uygunluk değerine sahip tulumlunun konumunu belirle</p> <p><b>Adım 5:</b> Eşitlik (7)'yi kullanarak her bir tulumlu için yeni bir konum oluştur</p> <p><b>Adım 6:</b> Arama uzayının dışına çıkan tulumluların konumunu güncelle</p> <p><b>Adım 7:</b> Tulumluların yeni konumu için uygunluk değerlerini hesapla</p> <p><b>Adım 8:</b> Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar <b>Adım 5-8</b> arasını tekrarla</p> <p><b>Adım 9:</b> Durdurma kriteri sağlandığında, en iyi çözümü getir</p> |
|---|

**Şekil 2.** TSA algoritmasının çalışma adımları [30]

TSA algoritması 2020 yılında Kaur ve ark. tarafından literatüre kazandırılmış olan bir algoritma olduğu için TSA algoritması kullanılarak yapılan çalışma sayısı da azdır. Bu çalışmalardan bazıları şunlardır: Fetouh ve Elsayed yapmış oldukları çalışmada tam otomatik dağıtım ağlarının optimum

kontrolü ve çalışması probleminin çözümü için TSA algoritması tabanlı bir yaklaşım geliştirmişlerdir [34], bir başka çalışmada ise Chander ve Vijaya, TSA algoritması korona virüs verilerinin kümelmesi amacıyla kullanmışlardır [35].

### 3. TSA Algoritması ile Türkiye için Enerji Talep Tahminin Gerçekleştirilmesi

Bir ülkenin toplam enerji ihtiyacını belirlemek için gayri safi yurtiçi hasıla (GSYİH), nüfus, ithalat ve ihracat verileri oldukça belirleyici olmaktadır. Yapılan bu çalışmada da bu veriler kullanılarak TSA tabanlı doğrusal (linear) bir model geliştirilmiştir. Oluşturulan model de GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat birer bağımsız değişken olarak tanımlanmıştır. Daha sonra doğrusal model oluşturulurken her bir değişken için bir ağırlık belirlenmekte ve böylece her bir değişkenin toplam enerji ihtiyacına olan etkisi belirlenmektedir. Eğitim ve test verisi olarak ETKB ve TİK'in 1979-2011 yılları arasındaki veri seti kullanılmıştır. Daha sonra TSA algoritması kullanılarak, her bir değişkenin toplam enerji ihtiyacına olan ağırlıkları belirlenmektedir. Bu çalışma kapsamında kullanılmış olan doğrusal model Eşitlik (8)'de verilmiştir.

$$E_{linear} = w_1 + w_2 \cdot X_1 + w_3 \cdot X_2 + w_4 \cdot X_3 + w_5 \cdot X_4 \quad (8)$$

Eşitlik (8)'de verilmiş olan  $E_{linear}$  vektörü elde edilen doğrusal modeli,  $X_1 - X_4$  değişkenleri GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat değişkenlerine,  $w_1$  bağımsız bir ağırlığı,  $w_2 - w_5$  ise her bir değişkenin enerji tahmine olan etkisini gösteren ağırlıkları ifade etmektedir. Doğrusal model oluşturulduktan sonra ise, Eşitlik (9)'da verilen amaç fonksiyonu kullanılarak, TSA algoritması ile  $w_1 - w_5$  aralığındaki ağırlıklar için optimum değerler belirlenmeye çalışılmaktadır. Eşitlik (9)'da verilen amaç fonksiyonu ile oluşturulan doğrusal model ile elde edilen enerji miktarı ile beklenen enerji miktarı arasındaki fark hesaplanarak toplam hata tespit edilmektedir. Toplam hata sifira yaklaştıkça, oluşturulan doğrusal modelin iyi sonuçlar elde edeceği sonucuna varılmaktadır.

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^N (E_i^{gözlenn} - E_i^{tahmin})^2 \quad (9)$$

Eşitlik (9)'da verilmiş olan  $E_i^{gözlenn}$  ve  $E_i^{tahmin}$  değerleri,  $i$ . veri için sırasıyla beklenen ve tahmin edilen enerji değerlerini ve  $N$  değeri ise toplam veri sayısını göstermektedir.

### 4. Deneysel Sonuçlar

1979 ile 2011 yılları arasında Türkiye'de talep edilen enerji miktarı Çizelge 1'de verilen ithalat, nüfus, ihracat ve GSYİH verileri kullanılarak gözlemlenmiştir. Çizelge 1'deki veriler TİK ve ETKB kurumlarının elde ettiği verilerdir. Geliştirilen TSA tabanlı doğrusal model, Çizelge 1'de verilmiş olan veri seti üzerine uygulanmıştır. Daha sonra ise önerilen model kullanılarak, belirli senaryolar üzerinde 2012-2030 arasındaki yıllar için beklenen enerji talebi tahmin edilmiştir. Türkiye'nin enerji talep tahmini için literatüre kazandırılmış olan yerçekimi arama algoritması (GSA) ve yabancı ot optimizasyonu (IWO) [13], farksal gelişim (DE) [19], parçacık sürü optimizasyonu ve karınca kolonisi algoritması tabanlı hibrit bir yaklaşım olan HAPE [23], karınca kolonisi optimizasyonu (ACO) [26], parçacık sürü optimizasyonu (PSO) [29] ve girdap arama (VS) [25] algoritmaları da deneysel çalışmalarında Çizelge 1'de verilmiş olan veri setini kullanmışlardır. Bu algoritmalar ile adil bir deneysel karşılaştırma yapılması amacıyla önerilen algoritmanın kontrol parametreleri karşılaştırmalarda

kullanılan bu algoritmaları ile aynı olacak şekilde belirlenmiş olup, popülasyon boyutu 100 ve durdurma kriteri olan fonksiyon değerlendirme sayısı (MaxFEs)  $5 \times 10^5$  olarak seçilmiştir. Ayrıca karşılaştırılan algoritmalarda olduğu gibi önerilen algoritma da birbirinden bağımsız 10 kez çalıştırılmış olup, elde edilen en iyi sonuçlar karşılaştırmalarda kullanılmıştır.

**Çizelge 1.** 1979-2011 arasındaki yıllar için Türkiye'nin enerji ihtiyacını gösteren veri seti [25]

Yıl	Enerji Talebi (MTB)	GSYİH (\$10 <sup>9</sup> )	Nüfus (\$10 <sup>9</sup> )	İthalat (\$10 <sup>9</sup> )	İhracat (\$10 <sup>9</sup> )	Yıl	Enerji Talebi (MTB)	GSYİH (\$10 <sup>9</sup> )	Nüfus (\$10 <sup>9</sup> )	İthalat (\$10 <sup>9</sup> )	İhracat (\$10 <sup>9</sup> )
1979	30.71	82	45.53	5.07	2.26	1996	69.86	184	62.67	43.63	23.22
1980	31.97	68	44.44	7.91	2.91	1997	73.78	192	63.82	48.56	26.26
1981	32.05	72	45.54	8.93	4.7	1998	74.71	207	65	45.92	26.97
1982	34.39	64	46.69	8.84	5.75	1999	76.77	187	66.43	40.67	26.59
1983	35.7	60	47.86	9.24	5.73	2000	80.5	200	67.42	54.5	27.78
1984	37.43	59	49.07	10.76	7.13	2001	75.4	146	68.37	41.4	31.33
1985	39.4	67	50.31	11.34	7.95	2002	78.33	181	69.3	51.55	36.06
1986	42.47	75	51.43	11.1	7.46	2003	83.84	239	70.23	69.34	47.25
1987	46.88	86	52.56	14.16	10.19	2004	87.82	299	71.15	97.54	63.17
1988	47.91	90	53.72	14.34	11.66	2005	91.58	361	72.97	116.77	73.48
1989	50.71	108	54.89	15.79	11.62	2006	99.59	483	72.97	139.58	85.54
1990	52.98	151	56.1	22.3	12.96	2007	107.63	531	70.59	170.06	107.27
1991	54.27	150	57.19	21.05	13.59	2008	106.27	648	71.13	201.96	132.03
1992	56.68	158	58.25	22.87	14.72	2009	106.14	730	73.23	140.93	102.14
1993	60.26	179	59.32	29.43	15.35	2010	109.27	615	74.47	185.54	113.88
1994	59.12	132	60.42	23.27	18.11	2011	114.48	731	74.72	240.84	134.91
1995	63.68	170	61.53	35.71	21.64						

MTP: Milyon ton petrol.

Türkiye'nin 1979-2005 yılları arasında talep edilen enerji miktarının tahmini için önerilen TSA tabanlı model ile GSA, IWO, DE, HAPE, ACO, PSO ve VS algoritmalarının elde ettiği hata miktarı ile  $w_1 - w_5$  aralığındaki ağırlıklar Çizelge 2'de verilmiştir. GSA ve IWO algoritmalarının sonuçları doğrudan Koç ve ark. [13] yapmış oldukları çalışmadan, DE algoritmasının sonuçları doğrudan Beşkirli ve ark. yapmış oldukları çalışmadan [19], HAPE algoritmasına ait sonuçlar doğrudan Kiran ve ark. önermiş oldukları çalışmadan [23], ACO algoritmasının sonuçları doğrudan Toksarı'nın yapmış olduğu çalışmadan [26], PSO algoritmasının sonuçları doğrudan Ünler'in yapmış olduğu çalışmadan [29] ve son olarak VS algoritmasına ait sonuçlar da doğrudan Özkış'ın yapmış olduğu çalışmadan [25] alınmıştır.

**Çizelge 2.** 1979-2005 arasındaki yıllar için algoritmaların elde ettiği hata değerleri ve ağırlık katsayıları

Katsayılar	TSA	VS	IWO	GSA	DE	HAPE	ACO	PSO
$w_1$	-59,4149	-59.9676	-57.7420	-53.9784	-55.8991	-55.9091	-51.3046	-55.9022
$w_2$	-0,0074	-0.0070	0.0037	-0.0093	0.0038	0.0038	0.0124	0.0021
$w_3$	1,9918	2.0019	1.9468	1.8781	1.9123	1.9126	1.8102	1.9126
$w_4$	0,4010	0.4051	0.3430	0.4253	0.3735	0.3734	0.3524	0.3431
$w_5$	-0,5082	-0.5197	-0.4562	-0.4738	-0.4835	-0.4833	-0.4439	-0.4240
Hata $f(x)$	36,1146	36.1658	39.1535	43.6001	41.7120	41.7029	45.7239	42.6139

Çizelge 2'de verilen deneysel sonuçlar incelendiğinde önerilen modelin elde ettiği toplam hata miktarı, karşılaştırılan diğer modellerin elde ettiği toplam hata miktarlarına göre daha düşüktür. Bundan dolayı da karşılaştırılan algoritmalara kıyasla daha iyi ağırlık değerlerine ulaşmıştır. Çizelge 2'ye göre

TSA'nın bulunduğu ağırlık değerlerine göre toplam hata miktarı 36.1146'dır ve bu toplam hata miktarı, diğer algoritmaları ile karşılaştırıldığında, elde edilen en düşük hata miktarıdır. TSA'nın diğer algoritmalara kıyasla daha düşük bir toplam hata elde etmesinin en önemli sebebi, konum güncelleme aşamasında, tulumluların yeni konumu oluştururken en iyi besin kaynağına sahip olan tulumlunun da konum güncelleme mekanizmasında kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Çizelge 3'te ise hem önerilen TSA algoritmasına dayalı model hem de VS, IWO, GSA ve DE algoritmalarına dayalı modellerin Çizelge 2'de verilen ağırlık katsayılarına göre 1996-2005 arasındaki yıllar için elde ettiği tahmini enerji miktarları, gerçek enerji talebi ile tahmini enerji miktarı arasındaki hata miktarı ve bağlı hata yüzdeleri verilmiştir.

**Çizelge 3.** 1996-2005 arasındaki yıllar için algoritmaların elde ettiği tahmini enerji değerleri, hata değerleri ve bağlı hata yüzdeleri

Yıl	Gözlenen Enerji Talebi	TSA			VS			IWO			GSA			DE		
		T	H	BH	T	H	BH	T	H	BH	T	H	BH	T	H	BH
1996	69.86	69.75	-0.11	-0.16	69.82	-0.04	-0.06	69.32	-0.54	-0.77	69.56	-0.30	-0.43	69.71	-0.15	-0.21
1997	73.78	72.41	-1.37	-1.86	72.48	-1.30	-1.76	71.90	-1.88	-2.55	72.30	-1.48	-2.00	72.32	-1.46	-1.99
1998	74.71	73.23	-1.48	-1.98	73.30	-1.41	-1.89	73.02	-1.69	-2.26	72.92	-1.79	-2.40	73.30	-1.41	-1.89
1999	76.77	74.31	-2.46	-3.20	74.37	-2.40	-3.12	74.10	-2.67	-3.48	73.74	-3.03	-3.95	74.18	-2.59	-3.37
2000	80.50	81.13	0.63	0.78	81.25	0.75	0.93	80.28	-0.22	-0.28	80.79	0.29	0.37	80.71	0.21	0.27
2001	75.40	76.37	0.97	1.29	76.37	0.97	1.29	75.81	0.41	0.55	75.83	0.43	0.57	75.71	0.31	0.42
2002	78.33	79.63	1.30	1.66	79.65	1.32	1.68	79.08	0.75	0.96	79.32	0.99	1.27	79.13	0.80	1.02
2003	83.84	82.50	-1.34	-1.60	82.50	-1.34	-1.60	82.1	-1.74	-2.07	82.79	-1.05	-1.25	82.37	-1.47	-1.76
2004	87.82	87.10	-0.72	-0.82	87.07	-0.75	-0.85	86.53	-1.29	-1.47	88.41	0.59	0.68	87.19	-0.63	-0.72
2005	91.58	92.74	1.16	1.27	92.72	1.14	1.24	92.19	0.61	0.67	94.55	2.97	3.24	93.10	1.52	1.66

T: Tahmin H: Hata BH: Bağlı Hata (%)

Çizelge 3 incelendiğinde, TSA algoritması genellikle gözlenen enerji talebine yakın tahminlerde bulunmuştur. Ayrıca algoritmaların 1996-2005 yılları için tahmini enerji talebi ile gözlenen enerji talebi arasındaki hata farkı ve bağlı hata yüzdeleri de Çizelge 3'de verilmiştir. Genellikle algoritmalar 1999 yılı enerji tahminini gerçekleştirirken en yüksek bağlı hata değerleri ile tahmin yapmışlardır. Çizelge 4'te ise algoritmaların 1996 ile 2005 arasındaki yıllar için elde ettikleri toplam hata miktarı ile toplam bağlı hata yüzdeleri verilmiştir. Toplam hata ve toplam bağlı hata yüzdeleri hesaplanırken, algoritmaların buldukları sonuçların mutlak değerce toplamı alınmıştır.

**Çizelge 4.** 1996-2005 için algoritmaların elde ettiği toplam hata değerleri ve toplam bağlı hata yüzdeleri

Yöntem	Toplam Hata	Toplam BH (%)
TSA	11.54	14.62
VS	11.42	14.42
IWO	11.80	15.06
GSA	12.92	16.16
DE	10.55	13.31

Çizelge 4 incelendiğinde 1996 ile 2005 yılları arasında elde edilen tahmini enerji talepleri değerlendirildiğinde, en iyi toplam hata ve toplam bağıl hata değerlerine sırasıyla DE, VS ve TSA algoritmaları ulaşmıştır. En kötü toplam hata ve toplam bağıl hata değerlerine ise IWO ve GSA algoritmaları ulaşmıştır.

#### 4.1. Türkiye'nin 2012-2030 yılları için geleceğe yönelik enerji talebinin TSA algoritması ile tahmin edilmesi

DE, VS, IWO ve GSA algoritmaları Türkiye'nin 1979 ile 2011 yılları arasındaki veri setini kullanarak, geleceğe yönelik enerji talebini tahmin etmişlerdir. Algoritmaların geleceğe yönelik yaptığı tahminler ile adil bir karşılaştırma yapmak amacıyla, önerilen TSA tabanlı model öncelikle 1979-2011 arasındaki veriler üzerine uygulanmış ve önerilen model için  $w_1 - w_5$  arasındaki ağırlık katsayıları belirlenmiştir. Daha sonra ise Koç ve ark. [13] çalışmalarında önermiş oldukları üç farklı gelecek senaryosu için 2012 ile 2030 arasındaki yıllar için geleceğe yönelik enerji talep tahmini yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar DE, VS, IWO ve GSA algoritmalarının sonuçları ile kıyaslanmıştır. Çizelge 5'te ise 1979 ile 2011 arasındaki yıllar ait veri seti için algoritmaların bulduğu ağırlık katsayı değerleri ve hata miktarları verilmiştir.

**Çizelge 5.** 1979-2011 arasındaki yıllar için algoritmaların elde ettiği hata değerleri ve ağırlık katsayıları

Katsayılar	TSA	VS	IWO	GSA	DE
$w_1$	-50.29152	-43.35375	-28.14013	-57.15262	-50.13452
$w_2$	0.02513	0.02153	0.00582	0.02461	0.02389
$w_3$	1.76045	1.63557	1.37398	1.89247	1.75763
$w_4$	0.10638	0.09159	0.13009	0.08863	0.09997
$w_5$	-0.05457	0.01120	0.05630	0.05971	-0.03635
Hata $f(x)$	152.88368	169.05149	367.45717	180.36962	152.57090

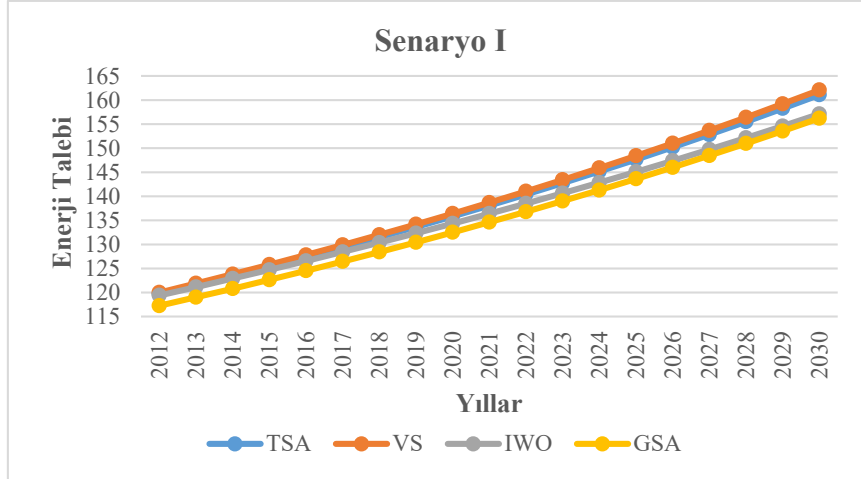
Çizelge 5'de verilen deneysel sonuçlar incelendiğinde önerilen modelin elde ettiği toplam hata miktarı, DE algoritması hariç karşılaştırılan diğer modellerin elde ettiği toplam hata miktarlarına göre daha düşüktür. TSA ve DE algoritmaları ise birbirine benzer hata miktarları ile  $w_1 - w_5$  ağırlık katsayı değerlerini tahmin etmişlerdir. Çizelge 5'de verilen ağırlık katsayı değerleri kullanılarak Çizelge 6'da verilmiş olan nüfus, ithalat, GSYİH ve ihracat verileri için üç farklı senaryo üzerinden geleceğe yönelik enerji talep tahmini yapılmıştır.

**Çizelge 6.** 2012-2030 arasındaki yıllar için olası senaryolar

Veriler	Senaryo I	Senaryo II	Senaryo III
GSYİH ortalama büyüme oranı (%)	4.0	5.0	6.0
Nüfusun büyüme oranı (%)	0.5	0.6	0.6
İthalatın büyüme oranı (%)	2.5	3.5	3.0
İhracatın büyüme oranı (%)	3	3.5	3.0

Senaryo I için TSA'nın elde ettiği deneysel sonuçlar GSA, VS ve IWO algoritmalarının elde ettiği deneysel sonuçlar ile karşılaştırılmıştır ve algoritmaların elde ettiği sonuçlar Çizelge 7'de verilmiştir.





Şekil 3. Senaryo I için algoritmaların 2012-2030 aralığındaki yıllar için tahmini enerji talepleri

Çizelge 7. Senaryo I için algoritmaların enerji tahminleri

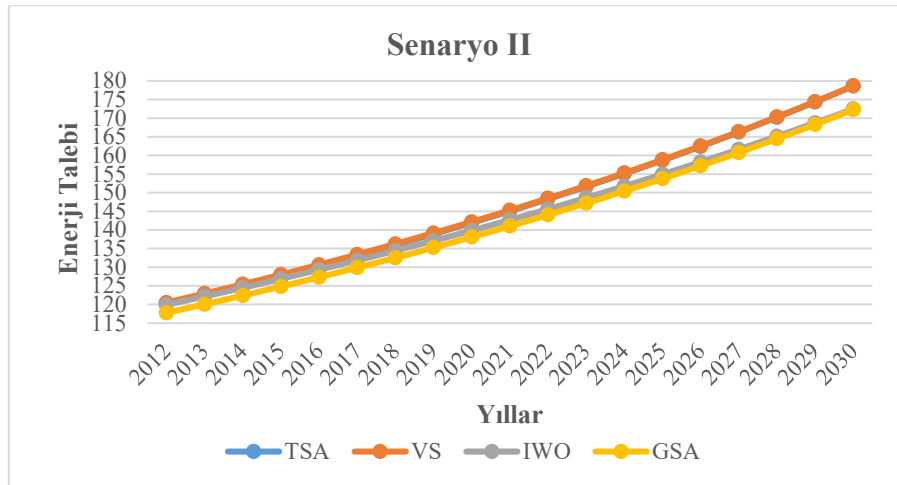
Yıl	Gözlenen Enerji Talebi	TSA	VS	IWO	GSA
2012	120.09	119.69	120.00	119.40	117.25
2013	120.29	121.55	121.88	121.13	119.01
2014	123.94	123.44	123.81	122.90	120.80
2015	129.27	125.39	125.78	124.70	122.64
2016	N/A	127.38	127.80	126.55	124.52
2017	N/A	129.41	129.87	128.43	126.45
2018	N/A	131.50	131.99	130.36	128.41
2019	N/A	133.64	134.16	132.32	130.43
2020	N/A	135.83	136.39	134.33	132.50
2021	N/A	138.07	138.67	136.39	134.61
2022	N/A	140.38	141.01	138.49	136.78
2023	N/A	142.74	143.41	140.64	139.00
2024	N/A	145.16	145.88	142.83	141.27
2025	N/A	147.64	148.40	145.08	143.61
2026	N/A	150.19	151.00	147.37	146.00
2027	N/A	152.81	153.66	149.72	148.45
2028	N/A	155.49	156.39	152.13	150.97
2029	N/A	158.25	159.20	154.58	153.55
2030	N/A	161.08	162.08	157.10	156.21

Çizelge 7 incelendiğinde 2012 ile 2030 arasındaki yıllar için en yüksek tahminler önerilen TSA tabanlı model ve VS algoritmaları tarafından elde edilmiştir. Senaryo I için algoritmaların 2012-2030 arasındaki yıllar için elde ettiği tahmini enerji taleplerine ait grafik Şekil 3'te verilmiştir.

**Çizelge 8.** Senaryo II için algoritmaların enerji tahminleri

Yıl	Gözlenen Enerji Talebi	TSA	VS	IWO	GSA
2012	120.09	120.23	120.51	119.90	117.74
2013	120.29	122.65	122.93	122.15	120.02
2014	123.94	125.14	125.42	124.47	122.37
2015	129.27	127.72	127.99	126.85	124.79
2016	N/A	130.38	130.65	129.30	127.29
2017	N/A	133.12	133.39	131.83	129.86
2018	N/A	135.96	136.22	134.43	132.52
2019	N/A	138.88	139.14	137.10	135.26
2020	N/A	141.91	142.16	139.86	138.09
2021	N/A	145.04	145.28	142.69	141.02
2022	N/A	148.28	148.50	145.62	144.04
2023	N/A	151.62	151.83	148.63	147.16
2024	N/A	155.09	155.28	151.73	150.39
2025	N/A	158.67	158.85	154.93	153.73
2026	N/A	162.38	162.54	158.22	157.19
2027	N/A	166.23	166.36	161.62	160.77
2028	N/A	170.21	170.31	165.13	164.47
2029	N/A	174.33	174.41	168.74	168.31
2030	N/A	178.61	178.65	172.47	172.28

Çizelge 8’de Senaryo II için hem önerilen TSA modelin elde ettiği deneysel sonuçlar, hem de GSA, VS ve IWO algoritmalarının elde ettiği deneysel sonuçlar verilmiştir. Çizelge 8 incelendiğinde, Senaryo II için en yüksek tahminler önerilen TSA tabanlı model ve VS algoritmaları tarafından elde edilmiştir. Senaryo II için algoritmaların 2012-2030 aralığındaki yıllar için elde ettiği tahmini enerji taleplerine ait grafik Şekil 4’te verilmiştir. Şekil 4’de verilen sonuçlar incelendiğinde, geleceğe yönelik enerji talebi için en yüksek değerler TSA ve VS algoritmaları tarafından elde edilmiştir.

**Şekil 4.** Senaryo II için algoritmaların 2012-2030 aralığındaki yıllar için tahmini enerji talepleri

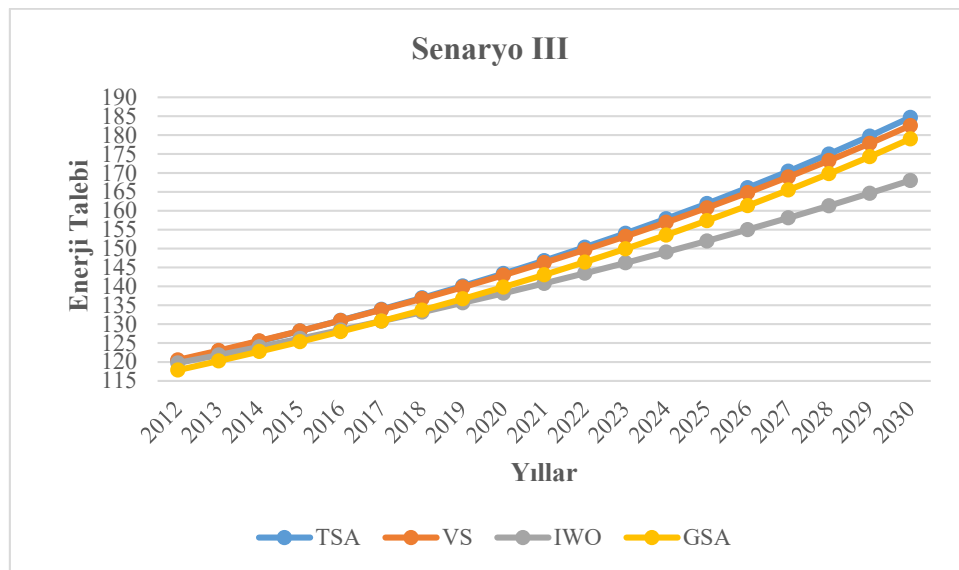
Son olarak, Senaryo III durumunda algoritmaların geleceğe dönük tahmini enerji talebi için elde ettikleri sonuçlar Çizelge 9’da verilmiştir. Çizelge 9 incelendiğinde, 2012 ile 2030 aralığındaki yıllar

için en yüksek enerji talep tahminleri önerilen TSA modeli ile elde edilmiştir. İkinci en iyi enerji tahminleri ise VS algoritması tarafından elde edilmiştir.

**Çizelge 9.** Senaryo III için algoritmaların enerji tahminleri

Yıl	Gözlenen Enerji Talebi	TSA	VS	IWO	GSA
2012	120.09	120.32	120.55	119.75	117.86
2013	120.29	122.85	123.02	121.84	120.27
2014	123.94	125.46	125.57	123.99	122.76
2015	129.27	128.18	128.21	126.19	125.35
2016	N/A	131.00	130.95	128.46	128.03
2017	N/A	133.92	133.79	130.79	130.81
2018	N/A	136.95	136.74	133.19	133.69
2019	N/A	140.11	139.79	135.65	136.69
2020	N/A	143.39	142.96	138.18	139.81
2021	N/A	146.80	146.25	140.79	143.05
2022	N/A	150.35	149.67	143.47	146.42
2023	N/A	154.04	153.23	146.23	149.92
2024	N/A	157.89	156.92	149.07	153.57
2025	N/A	161.89	160.77	151.99	157.38
2026	N/A	166.07	164.77	155.01	161.34
2027	N/A	170.43	168.94	158.11	165.48
2028	N/A	174.98	173.28	161.31	169.80
2029	N/A	179.73	177.80	164.61	174.30
2030	N/A	184.68	182.52	168.01	179.00

Geleceğe dönük enerji talep tahmini için Senaryo III'ün seçilmesi durumunda, algoritmaların yıllara göre tahmini enerji talepleri Şekil 5'te gösterilmiştir. Şekil 5 incelendiğinde 2012-2020 aralığındaki yıllar için TSA ve VS algoritmaları benzer tahminler elde etmiştir. Ancak 2021-2030 aralığındaki yıllar baz alındığından önerilen modelin elde ettiği enerji talep tahminleri, diğer algoritmalara kıyasla daha yüksektir.



**Şekil 5.** Senaryo III için algoritmaların 2012-2030 aralığındaki yıllar için tahmini enerji talepleri

## 5. Sonuç ve Tartışmalar

Tulumlular sürü algoritması (TSA), sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için yakın zamanda literatüre kazandırılmış olan popülasyon tabanlı metasezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. TSA algoritmasının en önemli özelliklerinden bir tanesi, herhangi bir tulumlu için yeni konum oluşturulurken en iyi besin değerine sahip olan tulumlunun da konum güncelleme aşamasında kullanılmasıdır. TSA'nın bir diğer önemli özelliği ise arama uzayındaki tulumlular (arama ajanları) arasında meydana gelen sosyal etkileşimdir. Tulumlular arasında meydana gelen bu sosyal etkileşim sayesinde, herhangi bir arama ajanının en iyi tulumlunun konumuna doğru hareket etmesi sağlanmaktadır. TSA'nın bu iki önemli özelliği başarılı sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır. Bununla birlikte, geleceğe dönük enerji tahmini, ülkelerin gelecekteki enerji ihtiyacının önceden öngörülebilmesi ve ülkelerin geleceğe dönük planlı adımlar atması açısından oldukça önemlidir. Bu kapsamda yapılan bu çalışmada TSA algoritması tabanlı bir doğrusal model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modelde eğitim ve test aşamasında Türkiye'nin 1979-2011 aralığındaki GSYİH, nüfus, ihracat ve ithalat verileri kullanılmıştır. Daha sonra ise 2012-2030 aralığındaki yıllar için, olası üç farklı senaryo üzerinden Türkiye'nin muhtemel enerji ihtiyacı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Üç farklı senaryo için elde edilen deneysel sonuçlar, aynı senaryoları kullanarak enerji talep tahminini yapmış olan VS, GSA ve IWO algoritmalarının sonuçları ile kıyaslanmıştır. Deneysel sonuçlar ve karşılaştırmalar incelendiğinde, bu çalışma kapsamında önerilen TSA tabanlı doğrusal modelin, Türkiye'nin geleceğe dönük enerji talebini tahmin etmek için rekabetçi ve başarılı sonuçlar elde ettiği söylenebilir. Daha sonraki çalışmalarda Türkiye'nin geleceğe yönelik enerji ihtiyacı için daha başarılı sonuçlar verebilecek farklı model ve algoritmalar geliştirilebilir.

## Kaynaklar

- [1] Bilgen S, Kaygusuz K, Sari A. Renewable energy for a clean and sustainable future. *Energy sources*, 26, 12 (2004), 1119-1129.
- [2] Priddle R. World energy outlook 2002. International Energy Agency, IEA/OECD, Paris (2002).
- [3] Ediger VŞ, Tatlıdil H. Forecasting the primary energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns. *Energy Conversion and Management*, 43, 4 (2002), 473-487.
- [4] Häfele W. A Systems Approach to Energy: Handling large amounts of energy in a way that is safe, clean, cheap, and efficient is a more serious long-range problem than producing an adequate fuel supply. *American Scientist*, 62, 4 (1974), 438-447.
- [5] Azadeh A, Saberi M, Ghaderi S, Gitiforouz A, Ebrahimipour V. Improved estimation of electricity demand function by integration of fuzzy system and data mining approach. *Energy Conversion and Management*, 49, 8 (2008), 2165-2177.
- [6] Koc I, Kivrak H, Babaoglu I. The estimation of the energy demand in Turkey using grey wolf optimizer algorithm. *Annals of the Faculty of Engineering Hunedoara*, 17, 1 (2019), 113-117.
- [7] Canyurt OE, Öztürk HK. Three different applications of genetic algorithm (GA) search techniques on oil demand estimation. *Energy conversion and management*, 47, 18-19 (2006), 3138-3148.
- [8] Sonmez M, Akgüngör AP, Bektaş S. Estimating transportation energy demand in Turkey using the artificial bee colony algorithm. *Energy*, 122 (2017), 301-310.
- [9] Pérez-Lombard L, Ortiz J, Pout C. A review on buildings energy consumption information. *Energy and buildings*, 40, 3 (2008), 394-398.
- [10] Biçer A. Enerji Talep Tahminine Yönelik Program Geliştirme ve Bir Bölge için Uygulaması. Yüksek Lisans, 2018.
- [11] Sadri A, Ardehali M, Amirnekoeei K. General procedure for long-term energy-environmental planning for transportation sector of developing countries with limited data based on LEAP (long-range energy alternative planning) and EnergyPLAN. *Energy*, 77 (2014), 831-843.
- [12] Erdogdu E. Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modelling: A case study of Turkey. *Energy policy*, 35, 2 (2007), 1129-1146.

- [13] Koç İ, Nureddin R, Kahramanlı H. Türkiye'de enerji talebini tahmin etmek için doğrusal form kullanarak GSA (Yerçekimi Arama Algoritması) ve IWO (Yabancı Ot Optimizasyon Algoritması) tekniklerinin uygulanması (2018).
- [14] Dilaver Z, Hunt LC. Industrial electricity demand for Turkey: a structural time series analysis. *Energy Economics*, 33, 3 (2011), 426-436.
- [15] Ediger VŞ, Akar S. ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. *Energy policy*, 35, 3 (2007), 1701-1708
- [16] Kankal M, Akpınar A, Kömürcü Mİ, Özşahin TŞ. Modeling and forecasting of Turkey's energy consumption using socio-economic and demographic variables. *Applied Energy*, 88, 5 (2011), 1927-1939.
- [17] Yumurtacı Z, Asmaz E. Electric energy demand of Turkey for the year 2050. *Energy Sources*, 26, 12 (2004), 1157-1164.
- [18] ES H, KALENDER ÖKSÜZ F, Hamzacebi C. Forecasting the net energy demand of Turkey by artificial neural networks (2014).
- [19] Beskirli M, Hakli H, Kodaz H. The energy demand estimation for Turkey using differential evolution algorithm. *Sādhanā*, 42, 10 (2017), 1705-1715.
- [20] Ceylan H, Ozturk HK. Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach. *Energy Conversion and Management*, 45, 15-16 (2004), 2525-2537.
- [21] Gulcu S, Kodaz H. The estimation of the electricity energy demand using particle swarm optimization algorithm: A case study of Turkey. *Procedia computer science*, 111 (2017), 64-70.
- [22] Kıran MS, Gündüz M. A recombination-based hybridization of particle swarm optimization and artificial bee colony algorithm for continuous optimization problems. *Applied Soft Computing*, 13, 4 (2013), 2188-2203.
- [23] Kıran MS, Özceylan E, Gündüz M, Paksoy T. A novel hybrid approach based on particle swarm optimization and ant colony algorithm to forecast energy demand of Turkey. *Energy conversion and management*, 53, 1 (2012), 75-83.
- [24] Kıran MS, Özceylan E, Gündüz M, Paksoy T. Swarm intelligence approaches to estimate electricity energy demand in Turkey. *Knowledge-Based Systems*, 36 (2012), 93-103.
- [25] Özkış A. A new model based on vortex search algorithm for estimating energy demand of Turkey. *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, 26, 5 (959-965).
- [26] Toksarı MD. Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey. *Energy Policy*, 35, 8 (2007), 3984-3990.
- [27] Toksarı MD. Estimating the net electricity energy generation and demand using the ant colony optimization approach: case of Turkey. *Energy Policy*, 37, 3 (2009), 1181-1187.
- [28] Uguz H, Hakli H, Baykan ÖK. A new algorithm based on artificial bee colony algorithm for energy demand forecasting in Turkey. *IEEE, City*, 2015.
- [29] Ünler A. Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025. *Energy policy*, 36, 6 (2008), 1937-1944.
- [30] Kaur S, Awasthi LK, Sangal A, Dhiman G. Tunicate swarm algorithm: a new bio-inspired based metaheuristic paradigm for global optimization. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 90 (2020), 103541.
- [31] Bulut YM, Yıldız Z. Comparing energy demand estimation using various statistical methods: the case of Turkey. *Gazi University Journal of Science*, 29, 2 (2016), 237-244.
- [32] National Statistics <http://www.tuik.gov.tr>. City, 2016.
- [33] Berrill J. *The Tunicafa*. The Royal Society: London (1950).
- [34] Fetouh T, Elsayed AM. Optimal control and operation of fully automated distribution networks using improved tunicate swarm intelligent algorithm. *IEEE Access*, 8 (2020), 129689-129708.
- [35] Chander S, Vijaya P. Tunicate Swarm-Based Black Hole Entropic Fuzzy Clustering for Data Clustering using COVID Data. *IEEE, City*, 2020.