

PAPER DETAILS

TITLE: Türkiye'nin enerji talebinin tahmin edilmesi üzerine girdap arama algoritmasi temelli yeni bir model

AUTHORS: Ahmet ÖZKİS

PAGES: 959-965

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/1361036>



Türkiye'nin enerji talebinin tahmin edilmesi üzerine girdap arama algoritması temelli yeni bir model

A new model based on vortex search algorithm for estimating energy demand of Turkey

Ahmet ÖZKİŞ^{1*}

¹Adli Bilişim Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Necmettin Erbakan Üniversitesi, Konya, Türkiye.
aozkis@erbakan.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 31.07.2019
Kabul Tarihi/Accepted: 20.02.2020

Düzeltilme Tarihi/Revision: 29.01.2020

doi: 10.5505/pajes.2020.74943
Araştırma Makalesi/Research Article

Öz

Bu çalışmada, Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek amacıyla Girdap Arama (Vortex Search, VS) algoritması temelli yeni bir doğrusal regresyon modeli geliştirilmiştir. Modelde Türkiye'deki gayri safi yurtiçi hâsıla (GSYİH), nüfus, ithalat ve ihracat verileri girdi parametrelerini; ortaya çıkan enerji talebi ise tahmin edilecek çıktıyı ifade etmektedir. 1979-2005 ve 1979-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak geliştirilen iki farklı tahmin modeli literatürdeki benzer çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen VS modellerinin karşılaştırma yapılan modellerden daha başarılı veya rekabetçi sonuçlar elde ettiğini göstermiştir. Çalışmada son olarak, Türkiye'nin 2030 yılına kadar talep edeceği enerji miktarı, VS ve diğer modeller ile 3 farklı senaryo üzerinden tahmin edilmiştir.

Anahtar kelimeler: Enerji talebi, Girdap arama algoritması, Regresyon analizi, Tahmin, Türkiye.

Abstract

In this study, a new linear regression model based on Vortex Search (VS) algorithm was developed for estimating Turkey's energy demand. In this model, Turkey's gross domestic product (GDP), population, import and export data refer to input parameters; resulting energy demand refers to output to be estimated. Two different estimation models developed by using data between 1979-2005 and 1979-2011 were compared with similar studies in the literature. The results showed that the developed VS models obtained more successful or competitive results than the compared models. Finally in this study, the amount of energy that will be demanded in Turkey until 2030 was projected with VS and other models according to 3 different scenarios.

Keywords: Energy demand, Vortex search algorithm, Regression analysis, Prediction, Turkey.

1 Giriş

Gelişen teknoloji ve artan nüfusla birlikte enerjiye olan talep gün geçtikçe artmaktadır. Günümüzde en çok talep edilen enerji türlerinden biri elektrik enerjisidir. Kişi başına düşen elektrik tüketimi, ülkelerin gelişmişlik seviyelerini gösteren önemli bir parametre olarak kabul edilmektedir. Her geçen gün artan elektrik talebini karşılamak için, daha çok elektrik enerjisi üretilmektedir. Bu durum yenilenemeyen kaynakların hızla tükenmesine ve doğanın zarar görmesine yol açmaktadır. Elektrik enerjisi depolanamayan bir enerji kaynağıdır. Bu sebeple üretilen elektrik enerjisinin verimli bir şekilde kullanılması büyük önem taşır [1]. Verimli bir enerji politikası yürütebilmek için gelecekte ihtiyaç duyulacak enerji miktarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi son derece önemlidir. Tahmin edilen enerji talebinin, gerçek enerji talebinden az olması durumunda enerji krizi meydana gelebilir. Tahmin edilen enerji talebinin, gerçek enerji talebinden fazla olması durumunda ise kaynaklar boşa kullanılmış olur ve ekonomi zarar görür [2].

1970'li yılların sonlarından itibaren Devlet Planlama Teşkilatı (DPT), Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ve Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) enerji talebini tahmin etmek için çeşitli matematiksel modeller kullanmaya başlamıştır [3],[4]. Bunun üzerine, enerji talep tahmini konusu birçok araştırmacının ilgisini çekmiş ve bu konuda çok sayıda çalışma yapılmıştır. Ediger ve Tatlıdil [5], Yumurtacı ve Asmaz [6],

Ediger ve Akar [7], Kankal, Akpınar, Kömürcü ve Özşahin [8], Dilaver ve Hunt [9] istatistiksel yöntemleri kullanarak çeşitli modellemeler yapmıştır. Sözen, Arcaklioğlu ve Özkaymak [10], Es, Kalender ve Hamzacebi [11], Biçer [1] yapay sinir ağları yöntemini kullanarak enerji talebi tahmin çalışmaları yapmışlardır. Bu yöntemlerin yanı sıra metasezgisel algoritmalar kullanılarak regresyon modellerinin geliştirilmesi de oldukça popüler bir çalışma alanıdır. Elmacı [12] genetik algoritma (GA), yapay arı kolonisi (ABC) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritmalarını kullanarak Türkiye'nin 2030 yılına kadar olan enerji ihtiyacını tahmin etmiştir. Ozturk, Ceylan, Canyurt ve Hepbaslı [13], GA; Toksarı [14], karınca koloni optimizasyonu (ACO); Ünler [2], PSO; Ceylan, Ceylan, Haldenbilen ve Baskan [15], harmoni arama; Kıran, Özceylan, Gündüz ve Paksoy [16], PSO ve ACO; Uguz, Haklı ve Baykan [17], ABCVSS; Beskirli, Haklı ve Kodaz [18], diferansiyel evrim; Koç, Nureddin ve Kahramanlı [4] yabani ot (IWO) ve yerçekimi arama (GSA) algoritmalarını kullanarak çeşitli enerji tahmin çalışmaları yapmışlardır.

Bu çalışmada, Doğan ve Ölmez [19] tarafından önerilen metasezgisel bir algoritma olan girdap arama (VS) algoritması ile Türkiye'nin enerji talebi tahmin edilmeye çalışılmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalar incelendiğinde, tahmin modellerinin genellikle 1979-2005 ve 1979-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak geliştirildiği görülmüştür. Bu çalışmalara paralel olarak VS algoritması ile 2 farklı tahmin modeli geliştirilmiş ve literatürdeki sonuçlarla

*Yazışılan yazar/Corresponding author

karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, VS modellerinin karşılaştırma yapılan modellerden daha başarılı veya rekabetçi tahminlerde bulunduğunu göstermiştir. Çalışmanın son bölümünde ise, Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki enerji talebi üç farklı senaryo üzerinden tahmin edilmiş ve Türkiye'nin enerji talep değerleri öngörülme çalışılmıştır.

2 Girdap arama algoritması (Vortex search algorithm)

Girdap arama algoritması, Doğan ve Ölmez tarafından sıvılardaki girdap akımının oluşturduğu şekillerden ilham alınarak önerilen metasezgisel bir algoritmadır [19]. VS algoritmasında, genel en iyi çözümün merkezini ifade ettiği bir çemberin sınırları içinde arama yapılır. Her iterasyon sonunda çemberin yarıçapı küçültülerek arama yapılan bölge daraltılır. Böylece başlangıçta büyük bir yarıçap ile genel arama yapılması sağlanırken, ilerleyen iterasyonlarda küçük bir yarıçap ile yerel arama yapılması sağlanır. Sonlandırma kriterine ulaşıldığı andaki merkez nokta, algoritmanın bulduğu çözümü ifade eder. VS algoritması aşağıda anlatılan 3 temel adımdan oluşur.

2.1 Başlangıç çözümlerinin oluşturulması

Başlangıçtaki arama merkezi (μ_0), tüm karar değişkenlerinin alt ve üst sınır değerlerinin ortalaması alınarak Denklem 1'deki gibi hesaplanır.

$$\mu_0 = \frac{\text{altsınır} + \text{üstsınır}}{2} \quad (1)$$

Burada, *altsınır* ve *üstsınır* karar değişkenlerinin alt ve üst sınır değerlerini içeren $D \times 1$ boyutlu vektörlerdir.

N popülasyondaki toplam çözüm sayısı olmak üzere başlangıç çözümleri $C_0(s) = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, başlangıç merkezi μ_0 etrafında normal dağılım (Gauss dağılımı) kullanılarak rastgele oluşturulur. Gauss dağılımında değerlerin arama uzayının merkezinde yığıldığı, uçlara doğru azaldığı görülür. Gauss dağılımının matematiksel modeli Denklem 2'de verilmiştir.

$$p(x|\mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right\} \quad (2)$$

Burada x rastgele değişkenlerden oluşan $D \times 1$ boyutlu vektörü, μ $D \times 1$ boyutlu merkez vektörünü ve Σ kovaryans matrisini ifade etmektedir. Σ değeri eşit varyans ile sıfır kovaryans kullanılarak Denklem 3 ile hesaplanır.

$$\Sigma = \sigma^2 \cdot [I]_{D \times D} \quad (3)$$

Denklem 3'te, σ^2 dağılımın varyansını, I ise $D \times D$ birim matrisini ifade eder. Dağılımın başlangıçtaki standart sapması (σ_0), başlangıç yarıçapı r_0 olarak seçilir (Denklem 4). Böylece başlangıçta arama uzayının tamamı kapsanmış olur.

$$\sigma_0 = \frac{\max(\text{üstsınır}) - \min(\text{altsınır})}{2} \quad (4)$$

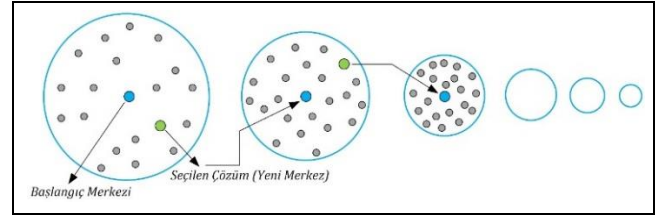
Üretilen tüm çözümler arama uzayının sınırları içerisinde olmalıdır. Bu amaçla, sınırları aşan çözümler Denklem 5 ile yeniden oluşturulur.

$$s_n^d = \begin{cases} RND & s_n^d < \text{altsınır}^d \\ s_n^d, & \text{altsınır}^d \leq s_n^d \leq \text{üstsınır}^d \\ RND & s_n^d > \text{üstsınır}^d \end{cases} \quad (5)$$

Burada n çözüm indisini ($n = 1, 2, \dots, N$), d karar değişkeni indisini ($d = 1, 2, \dots, D$), ve RND *üstsınır* ile *altsınır* arasında rastgele üretilen reel sayıları temsil etmektedir.

2.2 Arama merkezinin güncellenmesi

Birinci iterasyondaki merkez nokta μ_1 'i belirlemek için başlangıç çözümlerinden en iyi olan çözüm ($s' \in C_0(s)$) seçilir ve daire merkezi μ_0 konumundan μ_1 'e taşınır. Seçilen yeni merkezin (μ_1) etrafında başlangıç yarıçapı r_0 'dan daha küçük yarıçaplı (r_1) bir dairenin sınırları içinde birinci iterasyonun aday çözümleri ($C_1(s)$) üretilir. $C_1(s)$ çözümlerinin içinden en iyisi seçilir ve o ana kadar elde edilen en iyi çözümle karşılaştırılır. Daha iyi olan çözüm ikinci iterasyonun merkez noktası (μ_2) olarak atanır. Bu işlem sonlandırma kriteri sağlanıncaya kadar tekrarlanır (Şekil 1).

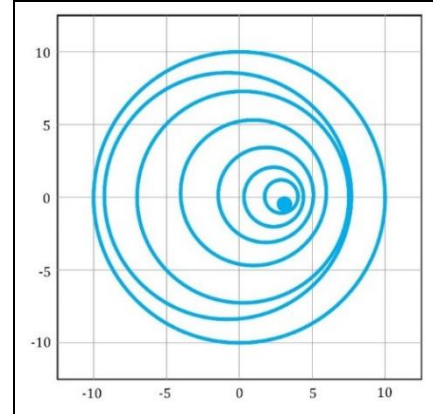


Şekil 1. VS algoritmasında merkez noktanın güncellenmesi [19].

Figure 1. Updating the center point in VS algorithm.

2.3 Arama yarıçapının daraltılması

VS algoritmasında her sonraki iterasyonda arama yarıçapı daraltılarak yerel aramanın etkisi artırılır. Böylece daralan arama yarıçapları girdap benzeri bir şekil oluşturur (Şekil 2).



Şekil 2. VS algoritmasında arama süreci devam ettikçe oluşan girdap deseni [19].

Figure 2. Vortex pattern in the VS algorithm as the search process continues.

Yarıçap değerini azaltmak için her iterasyonda tamamlanmamış ters gama fonksiyonu (inverse incomplete gamma function) kullanılır. Denklem 6'da verilen tamamlanmamış gama fonksiyonunun, sınır değeri x 'e göre tersi hesaplanarak tamamlanmamış ters gama fonksiyonu elde edilir.

$$\gamma(x, a) = \int_0^x e^{-t} t^{a-1} dt \quad a > 0 \quad (6)$$

Burada, a şekil parametresini $a > 0$, x ise rastgele bir değişkeni ($x \geq 0$) temsil eder. Tamamlanmamış gama fonksiyonunun tamamlayıcısı Denklem 7'de verilmiştir.

$$\Gamma(x,a) = \int_x^{\infty} e^{-t} t^{a-1} dt > 0 \quad (7)$$

Gama fonksiyonu ise Denklem 6 ve Denklem 7'nin toplanması ile elde edilir (Denklem 8).

$$\gamma(x,a) + \Gamma(x,a) = \Gamma(a) \quad (8)$$

a şekil parametresi, her iterasyonda Denklem 9 kullanılarak güncellenir.

$$a_t = a_0 - \frac{t}{MaxItr} \quad (9)$$

Burada, t iterasyon indisini, $a_0 = 1$ şekil parametresinin başlangıç değerini, a_t şekil parametresinin t . iterasyondaki değerini ve $MaxItr$ maksimum iterasyon sayısını göstermektedir.

Merkez noktanın etrafında arama yapılacak yarıçap genişliği Denklem 10 ile hesaplanır.

$$r_t = \sigma_0 \cdot (1/x) \cdot \text{gammaincinv}(x, a_t) \quad (10)$$

Burada, r_t t . iterasyondaki arama yarıçapını, σ_0 dağılımın standart sapmasını (Denklem 4), gammaincinv tamamlanmamış ters gama fonksiyonunu ve x fonksiyonun hesaplanmasında kullanılan bir parametreyi ifade eder. Doğan ve Ölmez [19], yaptıkları deneyler sonucunda x parametresinin en uygun değerinin 0.1 olduğuna karar vermişlerdir. VS algoritmasının sözde kodu Şekil 3'te verilmiştir.

```
Girdiler: N: popülasyon genişliği
Başlangıç merkezini ( $\mu_0$ ) hesapla (Denklem 1).
Başlangıç yarıçapını ( $r_0$ ) (ya da standart sapma,  $\sigma_0$ ) hesapla (Denklem 4).
O ana kadar bulunan en iyi çözümün uygunluğu  $f(s_{best}) =$  sonsuz
 $t = 0$ ; // iterasyon sayacı
Repeat
    /* Gauss dağılımını kullanarak  $\mu_t$  merkezi etrafında  $r_t$  yarıçapının standart sapması ile aday çözümleri üret. */
    Uret( $C_t(s)$ ); // N birey için
     $C_t(s)$  sınır değerleri aşarsa tekrar üret. (Denklem 5).
     $s' = \text{Sec}(C_t(s))$ ; // O anki  $\mu_t$  merkezini güncellemek için  $C_t(s)$ 'deki en iyi çözümü seç
    if  $f(s') < f(s_{best})$ 
         $s_{best} = s'$ 
         $f(s_{best}) = f(s')$ 
    else
        O ana kadarki en iyi çözümü  $s_{best}$ 'te tut
    end
     $\mu_{t+1} = s_{best}$  // Merkeze her zaman o ana kadar bulunan en iyi çözümü ata
     $r_{t+1} = \text{Azalt}(r_t)$  //standart sapmayı(yarıçapı) sonraki iterasyon için azalt
     $t = t + 1$ 
Until maximum iterasyon sayısına ulaşıncaya kadar
Çıktı: O ana kadar bulunan en iyi çözüm  $s_{best}$ 
```

Şekil 3. VS algoritmasının sözde kodu [19].

Figure 3. Pseudo code of the VS algorithm.

2.4 VS algoritması ile yapılan diğer çalışmalar

VS algoritması ilk olarak Doğan ve Ölmez tarafından nümerik optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmıştır [19].

Daha sonra Doğan ve Ölmez, analog aktif filtre tasarım probleminde pasif bileşenlerin optimum seçiminde VS algoritmasını kullanmıştır [20]. Aydın, Tezcan, Eke ve Taplamacioğlu kısıtlı optimal güç akışı probleminin çözülmesi amacıyla VS algoritmasını kullanmıştır [21]. Li, Niu ve Liu Levy uçuşu entegre ederek geliştirdikleri I-VS algoritması ile bir kazanın NOX emisyonlarını tahmin etmişlerdir [22]. Ali, Qyyum, Qadeer ve Lee karışık soğutucu doğal gaz sıvılaştırma işlemi için enerji optimizasyonunda VS algoritmasını kullanmışlardır [23]. Toz, seri robot manipülatörlerin ters kinematik problemini çözmek için VS algoritmasını kullanmıştır [24]. Fathy, Elaziz ve Alharbi proton değişim membranı yakıt hücresinin optimal parametrelerini tespit etmek için VS algoritmasını kullanmışlardır [25].

3 Uygulama Enerji talep tahmini problemine önerilen yöntemin uygulanması

Bir ülkenin enerji talebinde o ülkeye ait GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat değerleri önemli bir rol oynamaktadır. Bu sebeple çalışmada, TİK ve ETKB raporlarından elde edilen 1979-2011 yılları arasındaki GSYİH, nüfus, ithalat, ihracat ve enerji talep verileri kullanılmıştır. Bu veriler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1, Türkiye'nin 1979-2011 yılları arasında GSYİH, nüfus, ithalat, ihracat ve enerji talebi açısından yükseliş eğiliminde olduğunu göstermektedir. Enerji talebi ile GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat verileri arasında pozitif bir ilişki olduğu değerlendirilerek enerji talep tahmini için Denklem 11'deki doğrusal (linear) model oluşturulmuştur.

$$E_{linear} = w_1 + w_2X_1 + w_3X_2 + w_4X_3 + w_5X_4 \quad (11)$$

Modeldeki X_1 , X_2 , X_3 ve X_4 sırasıyla GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat değerlerini; w_1 , w_2 , w_3 , w_4 ve w_5 ise ağırlık katsayılarını ifade etmektedir. Oluşturulan model yıllara göre enerji taleplerini tahmin eder. Modelin toplam hatası Denklem 12 ile hesaplanır.

$$\min f(v) = \sum_{i=1}^R (E_i^{observed} - E_i^{predicted})^2 \quad (12)$$

Burada $E_i^{observed}$ ve $E_i^{predicted}$ gözlemlenen ve tahmin edilen i . enerji talep değerlerini, R ise toplam gözlem sayısını ifade etmektedir.

Modelin başarısı, w ağırlık katsayılarının en uygun ($f(v)$ hatasını minimize edecek) şekilde tespit edilmesine bağlıdır. Bu çalışmada, en uygun ağırlık katsayılarının tespit edilmesi amacıyla VS algoritması kullanılmıştır.

4 VS temelli regresyon modelinin diğer sezgisel modellerle karşılaştırılması

[2],[18],[16] ve [4] tarafından yapılan önceki çalışmalarda, 1979-2005 yılları arasındaki veriler kullanarak ACO, PSO, HAPE, DE, IWO ve GSA algoritmaları ile enerji talep tahmin modelleri geliştirilmiştir. Koç, Nureddin ve Kahramanlı [4], algoritmalar için kullanılan parametre değerlerine çalışmada yer vermiştir. VS algoritması diğer algoritmalarla adil bir karşılaştırma ortamı sağlanarak 100 birey ve 5000 iterasyon için 10 defa çalıştırılmış ve en iyi sonuç kullanılmıştır. VS ve diğer algoritmalar tarafından geliştirilen modellerin ağırlık katsayıları ve Denklem 12 kullanılarak elde edilen hata değerleri karşılaştırmalı olarak Tablo 2'de verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, VS modelinin diğer modellerden çoğunlukla daha az hata değerine sahip olduğu görülmüştür.

Tablo 3'te IWO, GSA ve DE modelleri tarafından 1996-2005 yılları arasında tahmin edilen enerji talep değerleri, gözlenen değerlerle tahmin edilen değerler arasındaki hatalar ve elde edilen bağıl hata yüzdeleri verilmiş ve VS modelinin elde ettiği sonuçlar yanlarına eklenmiştir. Her tahmin için elde edilen en iyi bağıl hata miktarı koyu olarak yazılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde VS modelinin 4, DE modelinin 3, IWO ve GSA modellerinin iki durumda en iyi bağıl hata değerine sahip olduğu görülmüştür. Toplam bağıl hata değerleri karşılaştırıldığında GSA'nın 16.16, IWO'nun 15.06 ve VS'nin 14.42 ve DE'nin 13.31 bağıl hataya sahip olduğu görülmüştür (Toplam bağıl hata hesaplanırken bağıl hata değerlerinin mutlak değeri alınarak toplanmıştır). En yüksek bağıl hata değerleri GSA modelinde %-3.95, IWO modelinde % -3.48, DE

modelinde %-3.37 ve VS modelinde %-3.12 olarak gözlenmiştir.

4.1 VS algoritması temelli regresyon modeliyle Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki enerji talebinin tahmin edilmesi

VS modelinin 1979-2005 yılları arasındaki Türkiye'nin enerji talebini başarıyla tahmin ettiği Tablo 2 ve 3'teki sonuçlarla ispatlanmıştır. Çalışmanın bu kısmında ise VS modeli, Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki enerji talebini tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Bu amaçla ilk olarak 1979-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak VS modelinin ağırlık katsayıları ve hata değeri yeniden hesaplanmıştır.

Tablo 1. 1979-2011 yılları arasında Türkiye'nin enerji talep, GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat verileri [4],[18].

Table 1. Turkey's energy demand, GDP, population, import and export data between the years of 1979-2011.

Yıl	Enerji Talebi (MTP)	GSYİH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)	Yıl	Enerji Talebi (TWh)	GSYİH (\$ 10 ⁹)	Nüfus (10 ⁶)	İthalat (\$ 10 ⁹)	İhracat (\$ 10 ⁹)
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.

Tablo 2. 1979-2005 yılları arasındaki veriler için geliştirilen modellere ait ağırlık katsayıları ve hata değerleri.

Table 2. Weight coefficients and error values of models developed for data between the years of 1979-2005.

Katsayılar	VS	IWO [4]	GSA [4]	DE [18]	HAPE[16]	ACO [14]	PSO [2]
w_1	-59.9676	-57.7420	-53.9784	-55.8991	-55.9091	-51.3046	-55.9022
w_2	-0.0070	0.0037	-0.0093	0.0038	0.0038	0.0124	0.0021
w_3	2.0019	1.9468	1.8781	1.9123	1.9126	1.8102	1.9126
w_4	0.4051	0.3430	0.4253	0.3735	0.3734	0.3524	0.3431
w_5	-0.5197	-0.4562	-0.4738	-0.4835	-0.4833	-0.4439	-0.4240
Hata ($f(v)$)	36.1658	39.1535	43.6001	41.7120	41.7029	45.7239	42.6139

Tablo 3. VS ve diğer modellerin 1996-2005 yılları arasındaki enerji talep tahminlerinin karşılaştırılması.

Table 3. Comparison of energy demand estimations of VS and other models between the years of 1996-2005.

Yıl	Gözlenen Enerji Talebi (MTP)	VS tahmin	VS Hata	VS Bağıl Hata (%)	IWO tahmin [4]	IWO Hata [4]	IWO Bağıl Hata (%) [4]	GSA tahmin [4]	GSA Hata [4]	GSA Bağıl Hata (%) [4]	DE Tahmin [18]	DE Hata [18]	DE Bağıl Hata (%) [18]
1996	69.86	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	72.48	-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	73.30	-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	74.37	-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	81.25	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	75.81	0.41	0.55	75.83	0.43	0.57	75.71	0.31	0.42
2002	78.33	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	82.1	-1.74	-2.07	82.79	-1.05	-1.25	82.37	-1.47	-1.76
2004	87.82	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	92.72	1.14	1.24	92.19	0.61	0.67	94.55	2.97	3.24	93.10	1.52	1.66

VS modelinin sonuçları, aynı veriler kullanılarak Koç, Nureddin ve Kahramanlı [4] tarafından elde edilen IWO ve GSA modelleri ve Beskirli, Haklı ve Kodaz [18] tarafından elde edilen DE modelinin sonuçlarıyla birlikte Tablo 4'te verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, VS modelinin DE modelinden sonra en az hata değerine sahip ikinci model olduğu görülmüştür.

Tablo 4. 1979-2011 yılları arasındaki veriler için geliştirilen modellere ait ağırlık katsayıları ve hata değerleri.

Table 4. Weight coefficients and error values of models developed for data between the years of 1979-2011.

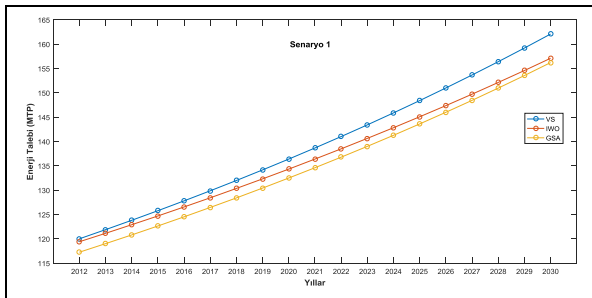
Katsayılar	VS	IWO [4]	GSA [4]	DE [18]
w_1	-43.35375	-28.14013	-57.15262	-50.13452
w_2	0.02153	0.00582	0.02461	0.02389
w_3	1.63557	1.37398	1.89247	1.75763
w_4	0.09159	0.13009	0.08863	0.09997
w_5	0.01120	0.05630	0.05971	-0.03635
Hata ($f(v)$)	169.05149	367.45717	180.36962	152.57090

Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki enerji talebini tahmin etmek için ilk olarak tahmin modelinin girdi parametreleri olan GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat verilerinin 2012-2030 yılları arasındaki değerlerinin bilinmesi gerekmektedir. Bu amaçla, Koç, Nureddin ve Kahramanlı [4] tarafından kullanılan 3 farklı senaryo üzerinden geleceğe yönelik olarak girdi parametreleri oluşturulmuştur.

- Senaryo 1 : 2012-2030 arasında her yıl GSYİH %4, nüfus %0.5, ithalat %2.5 ve ihracat %3 oranında arttı.
- Senaryo 2 : 2012-2030 arasında her yıl GSYİH %5, nüfus %0.6, ithalat %3.5 ve ihracat %3.5 oranında arttı
- Senaryo 3 : 2012-2030 arasında her yıl GSYİH %6, nüfus %0.6, ithalat %3 ve ihracat %3 oranında arttı

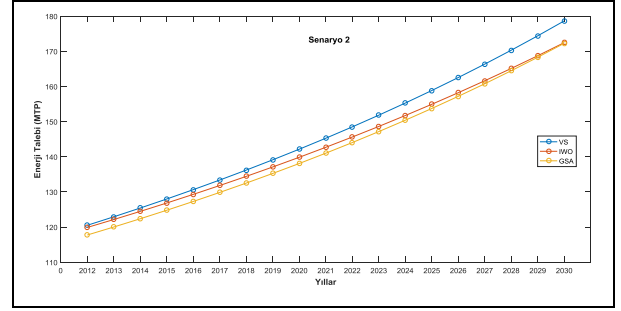
Bu senaryolar çerçevesinde 2012-2030 yılları arasında Türkiye'de talep edilecek enerji miktarları VS, IWO, GSA modelleri tarafından Tablo 5'teki gibi tahmin edilmiştir. Ayrıca her bir senaryo için üç modelin tahmin değerleri grafiği Şekil 4-6'da verilmiştir. Senaryo 1'e göre, VS modelinin en yüksek, GSA modelinin ise en düşük enerji talep tahminlerinde bulunduğu gözlenmiştir. IWO modelinin, başlangıçta VS modeline ilerleyen yıllarda ise GSA modeline daha yakın enerji talep tahminlerinde bulunduğu gözlenmiştir. Senaryo 2'ye göre elde edilen enerji tahmin değerlerinin, Senaryo 1'deki duruma oldukça benzer olduğu görülmüştür.

Senaryo 3'e göre, VS'nin tüm yıllar için en yüksek enerji talep tahminlerinde bulunan model olduğu görülmüştür. GSA'nın 2012'den 2017'ye kadar en düşük enerji talep tahminlerinde bulunduğu, 2017'den sonra ise IWO'dan daha fazla enerji talep tahminlerinde bulunduğu görülmüştür.



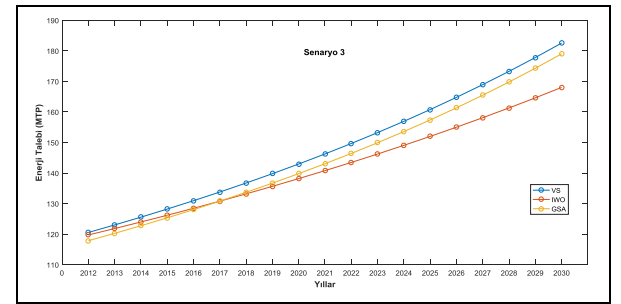
Şekil 4. Senaryo 1'e göre Türkiye'de 2012-2030 yılları arasındaki enerji ihtiyaç tahminleri.

Figure 4. Energy demand forecasting in Turkey between the years of 2012-2030 according to scenario 1.



Şekil 5. Senaryo 2'e göre Türkiye'de 2012-2030 yılları arasındaki enerji ihtiyaç tahminleri.

Figure 5. Energy demand forecasting in Turkey between the years of 2012-2030 according to scenario 2.



Şekil 6. Senaryo 3'e göre Türkiye'de 2012-2030 yılları arasındaki enerji ihtiyaç tahminleri.

Figure 6. Energy demand forecasting in Turkey between the years of 2012-2030 according to scenario 3.

5 Sonuç ve tartışmalar

Bu çalışmada, Türkiye'nin enerji talebini tahmin etmek amacıyla VS algoritması temelli bir regresyon modeli geliştirilmiştir. Modelde GSYİH, nüfus, ithalat ve ihracat verileri bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. 1979-2005 ve 1979-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak iki farklı VS modeli geliştirilmiş ve her iki modelin tahmin değerleri, literatürdeki benzer çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, VS modellerinin diğer algoritmalar tarafından geliştirilen modellere göre daha başarılı veya rekabetçi tahminler yaptığı görülmüştür. Ayrıca, 1979-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak geliştirilen VS modeli ile Türkiye'nin 2012-2030 yılları arasındaki enerji talebi 3 farklı senaryo üzerinden tahmin edilmiştir. VS modelinin enerji talep tahminleri, literatürdeki IWO ve GSA modellerinin tahminleri ile karşılaştırılmıştır. Sonuçta, VS modelinin tüm yıllarda daha fazla enerji talebi olacağını tahmin ettiği görülmüştür. Gelecekteki çalışmalarda, VS algoritması, enerji talebi tahmin problemlerinde ve diğer tahmin problemlerinde regresyon modellerinin ağırlık katsayılarını belirlemek için kullanılabilir.

6 Conclusions and discussions

In this study, a regression model based on the VS algorithm was developed for estimating Turkey's energy demand. In this model, GDP, population, import and export data are used as independent variables. Two different VS models were developed using data between the years of 1979-2005 and 1979-2011, and the estimation values of both models were compared with similar studies in the literature.

Tablo 5. VS, IWO ve GSA modellerinin senaryo 1, 2 ve 3'e göre 2012-2030 yılları arasındaki enerji talep tahminleri.

Table 5. Energy demand forecasts of the VS, IWO and GSA models between the years of 2012-2030 according to scenarios 1, 2 and 3.

Yıl	Gözlenen (MTP) Enerji Talebi	Senaryo 1			Senaryo 2			Senaryo 3		
		VS	IWO [4]	GSA [4]	VS	IWO [4]	GSA [4]	VS	IWO [4]	GSA [4]
2012	120.09	120.0028	119.4	117.25	120.5106	119.8973	117.7446	120.5501	119.7452	117.858
2013	120.29	121.8837	121.13	119.01	122.9284	122.1505	120.0239	123.0172	121.8384	120.2663
2014	123.94	123.8093	122.9	120.8	125.4218	124.468	122.3725	125.5706	123.9875	122.7606
2015	129.27	125.7812	124.7	122.64	127.9941	126.852	124.7932	128.2146	126.1948	125.3456
2016	N/A	127.8008	126.55	124.52	130.6483	129.3049	127.2892	130.9537	128.4624	128.0259
2017	N/A	129.8698	128.43	126.45	133.3881	131.8293	129.8638	133.7928	130.7925	130.8067
2018	N/A	131.9897	130.36	128.41	136.2168	134.4277	132.5203	136.7369	133.1875	133.6932
2019	N/A	134.1623	132.32	130.43	139.1384	137.1027	135.2624	139.7912	135.6499	136.6912
2020	N/A	136.3892	134.33	132.5	142.1567	139.8573	138.0938	142.9613	138.1823	139.8065
2021	N/A	138.6723	136.39	134.61	145.2757	142.6943	141.0185	146.2533	140.7874	143.0456
2022	N/A	141.0134	138.49	136.78	148.4998	145.6167	144.0404	149.6734	143.468	146.415
2023	N/A	143.4145	140.64	139	151.8333	148.6275	147.164	153.2281	146.227	149.9219
2024	N/A	145.8775	142.83	141.27	155.2811	151.7302	150.3937	156.9244	149.0675	153.5737
2025	N/A	148.4046	145.08	143.61	158.8478	154.9279	153.7342	160.7698	151.9927	157.3784
2026	N/A	150.9979	147.37	146	162.5387	158.2243	157.1905	164.7719	155.0061	161.3442
2027	N/A	153.6596	149.72	148.45	166.3590	161.623	160.7678	168.9390	158.111	165.4801
2028	N/A	156.3921	152.13	150.97	170.3143	165.1277	164.4713	173.2797	161.3114	169.7954
2029	N/A	159.1976	154.58	153.55	174.4103	168.7423	168.3069	177.8033	164.6109	174.3
2030	N/A	162.0788	157.1	156.21	178.6533	172.4711	172.2804	182.5194	168.0136	179.0044

When the results are examined, it is seen that the VS models make more successful or competitive predictions than models developed by other algorithms. In addition, Turkey's energy demand between the years of 2012-2030 was forecasted over 3 different scenarios with the VS model developed using the data between the years of 1979-2011. The energy demand forecasts of the VS model were compared with those of the IWO and GSA models in the literature. As a result, it was seen that the VS model forecasted that there would be more energy demand in all years. In future studies, the VS algorithm can be used to determine the weight coefficients of regression models in energy demand prediction problems and other prediction problems.

7 Kaynaklar

- [1] Biçer A. Enerji Talep Tahminine Yönelik Program Geliştirme ve Bir Bölge için Uygulaması. Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Afyonkarahisar, Türkiye, 2018.
- [2] Ünler A. "Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025". *Energy Policy*, 36, 1937-1944, 2008.
- [3] Erdogdu E. "Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modelling: A case study of Turkey". *Energy Policy*, 35 1129-1146, 2007.
- [4] 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". *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6, 529-543, 2018.
- [5] Ediger VŞ, Tatlıdil H. "Forecasting the primary energy demand in Turkey and analysis of cyclic patterns". *Energy Conversion and Management*, 43, 473-487, 2002.
- [6] Yumurtacı Z, Asmaz E. "Electric energy demand of Turkey for the year 2050". *Energy Sources*, 26, 1157-1164, 2004.
- [7] Ediger VŞ, Akar S, "ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey". *Energy Policy*, 35, 1701-1708, 2007.
- [8] 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, 1927-1939, 2011.
- [9] Dilaver Z, Hunt LC. "Industrial electricity demand for Turkey: A structural time series analysis". *Energy Economics*, 33, 426-436, 2011.
- [10] Sözen A, Arcaklıoğlu E, Özkaymak M. "Turkey's net energy consumption". *Applied Energy*, 81, 209-221, 2005.
- [11] Es HA, Kalender FY, Hamzacebi C. "Forecasting the net energy demand of Turkey by artificial neural networks". *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 29, 495-504, 2014.
- [12] Elmacı E. Metasezgisel Algoritmalar Tabanlı Enerji Talep Optimizasyonu. Yüksek Lisans Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Kahramanmaraş, Türkiye, 2014.
- [13] Ozturk HK, Ceylan H, Canyurt OE, Hepbasli A. "Electricity estimation using genetic algorithm approach: a case study of Turkey". *Energy*, 30, 1003-1012, 2005.
- [14] Toksarı MD. "Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey". *Energy Policy*, 35, 3984-3990, 2007.
- [15] Ceylan H, Ceylan H, Haldenbilen S, Baskan O. "Transport energy modeling with meta-heuristic harmony search algorithm, an application to Turkey". *Energy Policy*, 36, 2527-2535, 2008.
- [16] 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, 75-83, 2012.

- [17] Uguz H, Hakli H, Baykan ÖK. "A new algorithm based on artificial bee colony algorithm for energy demand forecasting in Turkey". *Advanced Computer Science Applications and Technologies (ACSAT)*, Kuala Lumpur, Malaysia, 8-10 December 2015.
- [18] Beskirli M, Hakli H, Kodaz H. "The energy demand estimation for Turkey using differential evolution algorithm". *Sādhanā*, 42, 1705-1715, 2017.
- [19] Doğan B, Ölmez T. "A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm". *Information Sciences*, 293, 125-145, 2015.
- [20] Doğan B, Ölmez T. "Vortex search algorithm for the analog active filter component selection problem". *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 69, 1243-1253, 2015.
- [21] Aydın O, Tezcan SS, Eke I, Taplamacioglu MC. "Solving the optimal power flow quadratic cost functions using vortex search algorithm". *IFAC-PapersOnLine*, 50, 239-244, 2017.
- [22] Li X, Niu P, Liu J. "Combustion optimization of a boiler based on the chaos and Lévy flight vortex search algorithm". *Applied Mathematical Modelling*, 58, 3-18, 2018.
- [23] Ali W, Qyyum MA, Qadeer K, Lee M. "Energy optimization for single mixed refrigerant natural gas liquefaction process using the metaheuristic vortex search algorithm". *Applied Thermal Engineering*, 129, 782-791, 2018.
- [24] Toz M. "Chaos-based Vortex Search algorithm for solving inverse kinematics problem of serial robot manipulators with offset wrist". *Applied Soft Computing*, 89, 1-22, 2020.
- [25] Fathy A, Elaziz MA, Alharbi AG. "A novel approach based on hybrid vortex search algorithm and differential evolution for identifying the optimal parameters of PEM fuel cell". *Renewable Energy*, 146, 1833-1845, 2020.