



Kahramanmaraş Sutcu Imam University

Journal of Engineering Sciences



Geliş Tarihi : 07.11.2022
Kabul Tarihi : 09.03.2023

Received Date : 07.11.2022
Accepted Date : 09.03.2023

SÜRÜ ZEKÂSI TABANLI ALGORİTMALAR İLE TÜRKİYE’NİN UZUN VADELİ ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİ

LONG-TERM ENERGY CONSUMPTION FORECAST OF TURKEY WITH SWARM INTELLIGENCE-BASED ALGORITHMS

Merve BABAOĞLU^{1*} (ORCID: 0000- 0003-3030-8690)

Bülent HAZNEDAR² (ORCID: 0000- 0003-0692-9921)

¹ Mardin Artuklu Üniversitesi, Meslek Yüksek Okulu, Bilgisayar Programcılığı Bölümü, Mardin, Türkiye

² Gaziantep Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Gaziantep, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Merve BABAOĞLU, mervebabaoglu@artuklu.edu.tr

ÖZET

Enerji, ülkelerin en önemli uygarlık araçlarından biridir. Dünya genelinde artan nüfus, refah seviyesi ve gelişen teknoloji enerji tüketimini ciddi manada arttıran faktörlerdendir. Sürdürülebilir kalkınma çerçevesinde enerji üretiminin ve tüketiminin gerçekleştirilmesi günümüzün hiç şüphesiz en önemli hedeflerinden birisidir. Tercih edilen enerji türünün tükenbilir enerji kaynağı olması, bu enerji kaynaklarında dışa bağımlı olması ve çevresel durumlardan dolayı Türkiye’de gelecek yıllarda ne kadarlık enerjiye ihtiyaç duyulabileceğinin tahmin edilebilmesi büyük önem taşımaktadır. Bu önemli öngörüü elde edebilmek için çalışmada, sürü zekâsı tabanlı meta-sezgisel algoritmalar Balina Optimizasyon Algoritması (BOA) ve Yapay Arı Kolonisi Algoritması (YAK) tercih edilmiştir. Enerji tüketimini en çok etkileyen nüfus, gayri safi yurtiçi hâsıla (GSYH), ithalat ve ihracat gibi bağımsız değişkenlerin 1990-2009 yılları arasındaki veriler eğitim, 2009-2019 yılları arasındaki veriler ise test için kullanılmıştır. Elde edilen en iyi model sonuçlarına göre ise muhtemel dört senaryoda 2040 yılına kadar Türkiye’nin ihtiyaç duyabileceği enerji miktarı belirlenmeye çalışılmıştır. Bu hesaplamalara göre YAK modelinin test verileri için %86 R^2 ve %8,74 MAPE (Ortalama Mutlak Yüzdese Hata) değerleri ile BOA modeline göre daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Enerji tüketimi, balina optimizasyon algoritması, yapay arı kolonisi algoritması, meta-sezgisel algoritmalar

ABSTRACT

Energy is one of the most important tools of civilization countries. Growing population, level of prosperity and developing technology all over the world are among the factors that seriously increase energy consumption. Realization of energy production and consumption within framework of sustainable development has been one of the most important goals of our time. It is very important to make predict how much energy will be needed in Turkey coming years because of the energy used is exhaustible, these sources are foreign-dependent and due to environmental conditions. For obtain such an important prediction in study, swarm intelligence-based meta-heuristic algorithms Whale Optimization Algorithm (WOA) and Artificial Bee Colony Algorithm (ABC) was preferred. Data of variables are gross domestic product (GDP), population, import and export, between 1990-2009 were used for education and data between 2009-2019 were used for test. According to results of best model obtained, it was tried to determine amount of energy that Turkey may need by 2040 in four possible scenarios. According to the results, it can be observed that ABC model was given as better results from the WOA model by R^2 values as 86% meanwhile MAPE (Mean Absolute Percentage Error) values as 8,74% for the test data.

Keywords: Energy consumption, whale optimization algorithm, artificial bee colony algorithm, meta-heuristic algorithms

ToCite: BABAOĞLU, M., & HAZNEDAR, B., (2023). SÜRÜ ZEKÂSI TABANLI ALGORİTMALAR İLE TÜRKİYE’NİN UZUN VADELİ ENERJİ TÜKETİM TAHMİNİ. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 26(2), 424-441.

GİRİŞ

Teknoloji çağının yaşandığı Dünya’da, enerjiye olan bağımlılık her geçen gün artmaktadır. Sanayi alanlarında kullanılan makineler, fabrikalar için geliştirilen sistemler ve insanların yaşam kalitesini yükseltmek için üretilen cihazlar enerjinin daha fazla tüketilmesine sebep olmaktadır.

Enerji kaynaklarının kullanımının doğal yaşam üzerindeki etkileri, dünya üzerinde son zamanlarda çok konuşulan ve endişe uyandıran konu durumundadır. Bu endişenin en büyük sebebi doğal afetler, küresel ısınma gibi durumlarda artışların gözlenmesidir. Özellikle fosil yakıtların tükenebilir olması, bu yakıtların düzensiz kullanımı ve sonrasında oluşan çevre kirliliği, ülkeleri kendi içlerinde yenilenebilir enerji kaynaklarına daha fazla yatırım yapmaya ve teşvik sağlamaya yönlendirmektedir. Enerjiyi kullanırken çevresel zarar oluşturmadan, doğanın dengesini bozmadan, gelecek nesillere temiz bir gelecek bırakabilmek en büyük amaç olmalıdır. Bunun içinde temiz enerji kullanımını arttırmak ve bunu tüm toplumların ortak anlayışı haline getirmek gerekmektedir.

Her geçen gün artan enerji ihtiyacı düşünüldüğünde bunun her ülke için ciddi bir planlama, çalışma zorunluluğu olduğu ve bu konuya her ülkenin ağırlık vermesi gerektiği görülebilmektedir. Enerjide dış kaynaklara bağımlılık ne kadar az olursa, bu kaynaklardan dolayı gelecek herhangi bir riskin önüne geçilebilmek o kadar kolay olmaktadır. Böyle bir riski almak yerine ülkelerin kendi yerel ve yenilenebilir enerji kaynaklarından yararlanmaları her türlü enerji temini tehlikesinden uzaklaşmak anlamına gelecektir.

Tarihin ilk zamanlarında enerji kaynağı olarak kendi gücünü kullanan insan, zaman içerisinde doğadaki elementleri kullanmaya başlamış, çevredeki hayvanların enerjilerinden ve gücünden yararlanabileceği metotlar geliştirmiştir. Önce ateş keşfedilmiş, odun ve kömür ile birlikte ateş enerjisini kullanmaya başlamış, daha sonra bulduğu buhar gücü ile insan yaşamını kolaylaştırmak için buhar enerjisini de kendi enerji kaynakları arasına eklemiştir (Güven, 2017).

Doğada enerji mekanik, kimyasal, nükleer, hidrolik, güneş enerjisi gibi formlarda bulunabilir ve bu enerji kaynakları farklı enerji kaynaklarına dönüşebilmektedir. Enerjiyi çoğunlukla elektrik enerjisi olarak kullanmaktayız. (Uğurlu, 2006).

Tablo 1. Enerji Kaynaklarının Sınıflandırılması

Enerji Kaynakları		
Birincil Enerji Kaynakları		İkincil Enerji Kaynakları
Yenilenebilir Kaynaklar	Yenilenemez Kaynaklar	
Güneş Rüzgâr Dalga Jeotermal Hidrolik Biokütle	FOSİL	Kömür Petrol Doğalgaz
	NÜKLEER	Uranyum Toryum
		Elektrik, Kok, Mazot, Benzin, Petrokök, Sıvılaştırılmış Petrol Gazı, Hava Gazı NOT: Birincil enerji kaynaklarının dönüştürülmesi ile ikincil enerji kaynakları elde edilmektedir.

Enerji kaynakları dönüşebilme özelliklerine göre iki ana grupta toplanabilirler. Kaynağın dönüşüme uğramamış ham haline birincil enerji, birincil enerjinin dönüştürülmesi ile elde edilen enerjiye ise ikincil enerji denilmektedir (Tablo 1).

Petrol, doğalgaz, kömür, güneş, rüzgâr, uranyum vb. örneklerini arttırabileceğimiz fosil, doğal ve çekirdekli (nükleer) enerji kaynaklarının dönüşüme uğramamış haline **birincil enerji kaynağı** denilmektedir. Günümüzde kullanılan enerjinin büyük bir bölümü birincil enerji kaynaklarından sağlanmaktadır.

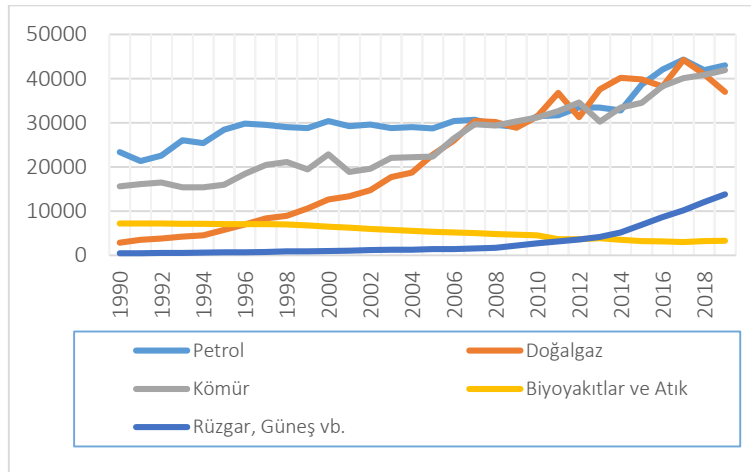
Birincil enerjinin fiziki olarak değiştirilip dönüştürülmesi ile ikincil enerji ortaya çıkar. Birincil enerji, ikincil enerjinin oluşması için gereklidir (Gülay, 2008). Enerjinin ne denli hayati önem taşıdığını hiç şüphesiz ona ulaşamadığımız zaman çok daha iyi anlayacağız. Ancak o aşamaya gelmeden tedbirleri almak, ihtiyaçları önceden belirleyip bir yol haritası çizmek, ülkelerin vakit kaybetmeden gerçekleştirmeleri gereken adımdır.

Enerji kaynaklarının karşılaştırılabilmesi için TOE (Tonne Of Oil Equivalent) veya TEP (Ton Eşdeğer Petrol) gibi ölçü birimleri kullanılmaktadır (Tablo 2).

Tablo 2. Ton Eşdeğer Petrol Karşılıkları

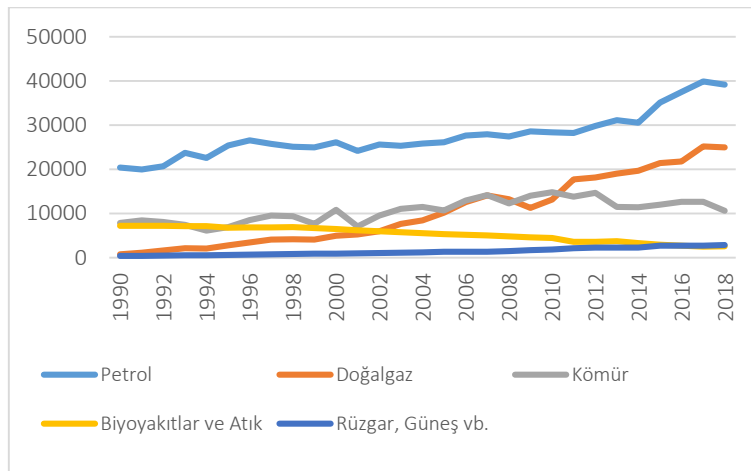
TOE (Ton Eşdeğer Petrol- Tonne of Oil Equivalent)	
KTEP (KTOE)	1.000 Ton Eşdeğer Petrol
MTEP (MTOE)	1.000.000 Ton Eşdeğer Petrol
GTEP (GTOE)	1.000.000.000 Ton Eşdeğer Petrol

TEP olarak adlandırılan enerji birimi 1 ton ham petrol yakıldığında açığa çıkan enerjiyi ifade eder. Türkçe kaynaklarda TEP olarak ifade edilse de ulusal kaynaklar da TOE olarak gösterilmektedir. Türkiye’de yıllar içerisindeki birincil enerji kaynakları arz miktarları Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Türkiye’de Yıllara Göre Birincil Enerji Kaynaklarının Arz Miktarları (IEA, 2020)

Birincil enerji kaynaklarının ülkemizdeki tüketim miktarları ise Şekil 2’de gösterildiği gibidir. Grafiklerdeki değerler KTOE cinsindedir.



Şekil 2. Türkiye’de Yıllara Göre Birincil Enerji Kaynaklarının Tüketim Miktarları (IEA, 2020)

Çalışmada iki farklı sürü tabanlı meta-sezgisel algoritmanın performans karşılaştırılması yapılarak literatüre katkıda bulunulmak istenmiştir. Ayrıca enerji tüketim tahmini çalışmalarında BOA algoritması ilk kez kullanılmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, enerji tüketim tahminini gerçekleştirmeye yönelik hazırlanmış bazı çalışmalara atıflarda bulunarak literatür taraması yapılmıştır. Literatür taramasında Dünya’da ve Türkiye’de enerji tüketim-talep tahmini yaparken hangi yöntemlerin kullanıldığı ve bağımsız değişken olarak hangi verilerin tercih edildiği gibi bilgilerden bahsedilmiştir. Üçüncü bölümde, Balina Optimizasyon Algoritması ve Yapay Arı Kolonisi Algoritması hakkında genel bazı anlatımlar yapılmıştır. Algoritmaların akış şemasına, esin kaynaklarının neler olduğuna ve

matematiksel modellerinin nasıl oluşturulduğuna dair açıklamalarda bulunulmuştur. Dördüncü bölümde, tüketim tahmini yapmak adına tercih edilen bağımsız değişkenlerin neler olduğundan, kullanılan yöntemlerin verdikleri sonuçların neler olduğundan ve iki ayrı meta-sezgisel algoritmanın verdikleri sonuçların R^2 ve MAPE hata ölçütlerinden karşılaştırılma sonuçlarından bahsedilecektir. Son bölümde ise algoritmaların vermiş olduğu tüketim değerlerine göre Türkiye'nin enerji konusunda bazı yorum ve önerilerde bulunulmuştur.

LİTERATÜR ÖZETİ

Gelişmekte olan ülkeler arasında bulunan Türkiye'de gelecek dönem içerisinde ihtiyaç duyulabilecek enerjiyi tahmin edebilmek için birçok araştırma yapılmıştır. Bu amaçla, geçmiş dönemde matematiksel veya istatistiksel tahmin yöntemleri çokça kullanılırken, günümüzde güvenilirliği her geçen gün artan yapay zekâ yöntemleri (YSA) ön plandadır. Bu alanda Türkiye'de ve Dünya'da yapılmış çalışmalardan bazıları aşağıdaki gibidir:

Tablo 3. Türkiye'de ve Dünya'da Enerji Tahmini Adına Yapılmış Çalışmalar

Yazar (Yıl)	Yöntem	Bağımsız Değişkenler	Tahmin Edilen
Bayramoğlu vd. (2017)	ANFİS	GSYH, nüfus ve enerji fiyatları	Birincil enerji talep
Uzlu (2019)	Gri kurt algoritması	GSYH, nüfus, ithalat, ihracat	Enerji tüketim
Durğun (2018)	YSA	GSYH, nüfus ve meteorolojik veriler	2018-2023 Enerji talep
Binici (2019)	Matematiksel modelleme	GSYH, nüfus	2017-2028 Enerji tüketim
Ekinci (2019)	YSA ve ANFİS	Geçmiş yılların elektrik enerjisi verileri, nüfus bilgileri	1970-2015 Enerji tüketim
Es vd. (2014)	YSA	GSYH, taşıt sayısı ihracat, bina yüz ölçümü, nüfus ve ithalat	Enerji talep
Geem ve Roper (2009)	ANN	GSYH, ithalat nüfus ve ihracat	Güney Kore enerji talep
Behrang vd. (2010)	Arı algoritması	GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat	İran enerji talep
Yu vd. (2012)	PSO-GA	GSYH, nüfus, ekonomik yapı, kentleşme oranı ve enerji tüketimi yapısı	Çin enerji talep

Toksarı (2007), karınca optimizasyon algoritmasını kullanarak Türkiye'nin enerji talep tahminini nüfus, ihracat, gayri safi yurtiçi hasıla (GSYİH) ve ithalat verilerini kullanarak geliştirmiştir. Üç senaryoya göre 2025 yılına kadarki elektrik enerjisi üretimi ve talebi tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Uzlu (2019), Türkiye'nin enerji tüketimini gri kurt optimizasyonu (GKO) algoritması kullanarak tahmin etmiştir. Bu modelin performansını görebilmek için ise geri yayımlı (GY) algoritma ve yapay arı kolonisi (YAK) algoritması ile eğitilmiş YSA modelleri kullanılmış. Sonuç olarak YSA-GY ve YSA-YAK modellerine göre YSA-GKO modeli daha iyi performans göstermiştir.

Koç vd. (2018), ekonomik göstergelere dayanarak enerji talep tahmininde bulunmuşlardır. Bunun için yabani ot algoritması (IWO) ve yer çekimi arama algoritması (GSA) kullanılmıştır. 3 farklı senaryo kullanarak 2012'den 2030 yılına kadarki Türkiye'nin enerji talebi tahmin edilmiştir.

Rodriguez vd. (2019), İspanya ve Fransa'nın enerji tahminini gerçekleştirebilmek için parçacık sürü algoritmasını kullanmışlardır. Çalışmada her bir ülkenin ayrı ayrı yıllık verileri kullanılmıştır.

Azadeh vd. (2007), İran tarım sektöründe ihtiyaç duyulacak elektrik tüketim verilerini genetik algoritma ve yapay sinir ağı kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmada ayrıca 1981-2005 yılları arasındaki veriler kullanılmıştır.

Ekonomou (2010), Yunanistan için enerji tüketim tahmini yapabilmek adına yapay sinir ağlarını (YSA) kullanmıştır. Geliştirilen model ile, 2005-2008, 2010, 2012 ve 2015 enerji tüketiminin tahmini için kullanılmaktadır.

MATERYAL VE METOT

Meta-Sezgisel Algoritmalar

Sezgisel algoritmalar, bilgisayar biliminde çevredeki fenomenlerden ilham alarak problemleri çözmek için yakınsak sonuç verebilen tekniklerdir. Kesin ve kanıtlanabilir sonucu verme gibi bir taahhütte bulunmazlar ancak en karmaşık problemleri kabul edilebilir bir sürede çözüme kavuşturma ve iyiye en yakın düzeyde sonuç verme garantisi sunarlar.

Sezgisel algoritmaların önemi aşağıdaki gibidir (Karaboğa ve Akay, 2011):

- Optimizasyon problemi, kesin bir çözüme varılamayan bir yapıya sahip olabilmektedir.
- Anlaşılabilirlik açısından basittir.
- Kesin sonuca ulaşmada bir araç olarak kullanılabilir.
- Matematiksel fonksiyonlarla yapılan modellemelerde bazen gerçek dünyanın zor tarafları ihmal edilebilir. Ancak burada parametreleri belirlerken elde edilen verinin hatalı olması, alt uygunluk uygulamalarında daha büyük hatalara sebep olacaktır.

Bu çalışmada, Türkiye'nin toplam enerji tüketiminin tahmini için balina optimizasyon algoritması ve yapay arı kolonisi algoritması tercih edildi. Bu nedenle bir sonraki adımda bu 2 algoritmaya yer verilmiştir.

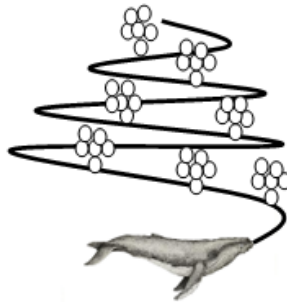
Balina Optimizasyon Algoritması

BOA; balinaların kambur diye adlandırılan türünün avlanma yönteminden esinlenilerek düzenlenmiş sürü zekâsı tabanlı sezgisel algoritmalarından biridir. Kambur balinaların, kendilerine özgü avlanma yöntemleri vardır. Hava kabarcığı da denilen bu yöntemde avın yerini tespit edip yüksek ses çıkararak avın korkmasını daha sonra suyun altında nefes vererek çıkardıkları kabarcıklarla da avının kafasının karışmasını ve yönünü bulamayarak kaçmasını engelleyip elde etme şeklindedir. Ava ulaşırken ise yukarı yönlü daralan dairesel hareketler çizmektedirler.

Sürü temelli algoritmalarından olan BOA, çok yeni bir algoritma olmasına rağmen, birçok araştırmada tercih edilmiş ve verdiği sonuçlarda da başarı sağladığı görülmüştür.

Balina Esinlenmesi

Balina sürüsü algoritması, Mirjalili ve Lewis tarafından 2016 yılında oluşturulmuş bir algoritmadır. Avlanırken balinalar hava kabarcığı yöntemiyle balık sürüsünü yönlendirmeye çalışmakta ve avlama olayını kolaylaştırmaktadırlar. Bu davranış yöntemi Şekil 3'teki gibidir (Mirjalili ve Lewis, 2016).



Şekil 3. Kambur Balinanın Avlanma Yöntemi

BOA Matematiksel Modeli

BOA matematiksel modeli, kambur balinaların avlanma yönteminde sergilediği hareketlere göre oluşturulmuştur. Bu davranışlar 3 ayrı şekilde ele alınmıştır. Bunlar avın etrafını çevrelemeye, ava ilerleme ve avı arama davranışlarıdır.

Avın Çevresini Sarma

Kambur balinalar avlarının buldukları yeri kendi sezgileriyle bilebilmektedirler. Elde edilecek av algoritmada optimum nokta şeklinde kabul edilmektedir. Optimizasyon problemlerinde en doğru çözümün ne olduğu kesin olarak bilinmediği için, yerel veya global arama uzaylarından biri tercih edilerek en iyi sonuç elde edilmeye çalışılır. Beklenen kriterlere ulaşıncaya kadar bu işlem devam eder. En iyi çözüm belirlenip, diğer çözümlerin konumları her

defasında güncellenir. Denklem 1 ve Denklem 2’de bu davranışın matematiksel modeli gösterilmiştir (Mirjalili ve Lewis, 2016).

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t + 1) = |\vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}| \quad (2)$$

Denklemlerdeki terimler sırasıyla; t , iterasyon sayısını, \vec{A} ve \vec{C} , yakınsama vektörlerini, \vec{X}^* , elde edilmiş en iyi çözüm vektörünü, ".", matris çarpımını ifade etmektedir.

Yakınsama vektörü olan \vec{A} ve \vec{C} değerleri aşağıdaki denklemlerde gösterildiği gibi hesaplanmaktadır (Denklem 3 ve Denklem 4).

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (3)$$

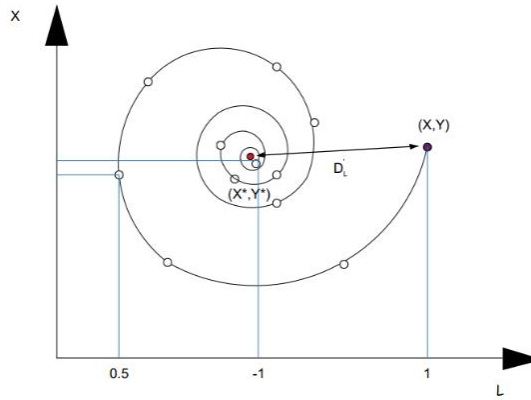
$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (4)$$

r , rastgele bir vektörü, a ise 2’den başlayıp 0’a doğru eksilen vektörü ifade etmektedir (Mirjalili ve Lewis, 2016).

Ava Doğru İlerleme

Bu adımda balina avına ulaşmaya çalışırken spiral hareket oluşturur ve küçülen bir daire şeklinde aşağıdan deniz yüzeyine doğru çıkar.

Avın etrafında bulunan halkanın daralması Denklem 3’teki \vec{a} değerini azaltmakla gerçekleştirilmektedir. Şekil 4’te en iyi arama ajanın yeri ve yapmış olduğu spiral hareketi gösterilmiştir. Buradan yola çıkılarak en doğru arama ajanı ile diğer arama ajanı arasındaki bağıntı Denklem 5 ile formülize edilmiştir.



Şekil 4. Spiral Hareket (Mirjalili ve Lewis, 2016)

$$\vec{X}(t + 1) = \vec{D}^l \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (5)$$

Burada $\vec{D}^l = \vec{X}^* - \vec{X}(t)$ 'dir. Bu ifade arama ajanı ile bilinen en uygun nokta arasındaki uzaklığı vermektedir. Denklem 5’teki terimler; b logaritmik spiral sabiti, l ise $[-1,1]$ arasındaki sayılardan rastgele seçilir (Tanyıldızı ve Cigal, 2017).

BOA’da 2 tür hareket bulunmaktadır. Bu hareketler spiral ve doğrusal harekettir. Hangi hareketin yapılacağı Denklem 6’daki gibi %50 olasılıkla belirlenir. Denklemdaki p değeri ise $[0,1]$ değerleri arasında rastgele belirlenen bir sayıdır.

$$\vec{X}(t + 1) = \begin{cases} |\vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}| & , p < 0.5 \\ \vec{D}^l \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & , p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

Avı Arama

Kambur balinalar kabarcık metodu dışında, avlarını rastgele olarak avlayabilirler. Rastgele av aramada referans balinadan uzaklaşabilmek için \vec{A} vektörünün 1'den daha büyük ya da -1'den daha küçük random aldığı değerlerinden faydalanılır. Kabarcık düzeneğinden farklı olarak ajanın konumu güncellendiğinde bulunan en uygun arama ajanı yerine rastgele bir arama ajanı belirlenir ve kullanılır. $|\vec{A}| > 1$ olması ve rastgele bir arama ajanının tercih edilmesi Balina Optimizasyon Algoritmasının global arama yapmasını sağlar (Doğan, 2019).

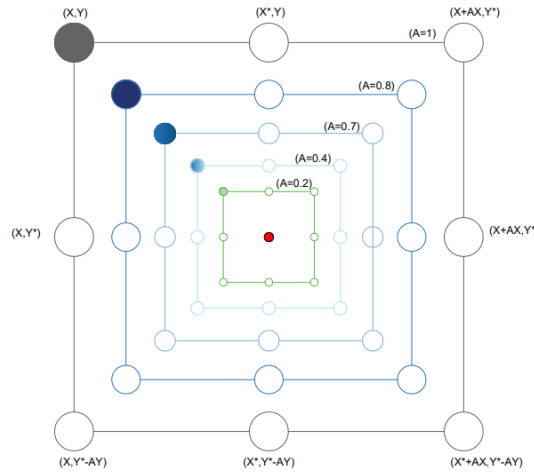
Bu durumda kullanılan denklemler aşağıdaki gibidir:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}| \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{rand} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (8)$$

Denklemlerdeki \vec{X}_{rand} rastgele seçilen bir arama ajanını göstermektedir.

BOA'nın matematiksel modelinde, kambur balinanın avın etrafını sarması durumu Şekil 5'teki gibi vektörlerle ifade etmiştir.



Şekil 5. BOA'nın Global Arama Davranışı (Mirjalili ve Lewis, 2016)

BOA Sözde Algoritması

Kambur balinaların avlanma yöntemlerinin nasıl olduğu ve avlanırken nasıl bir yol izledikleriyle alakalı genel bilgiler yukarıda verildiği gibidir.

Balina algoritmasının sözde kodu ise Şekil 6'da gösterildiği gibidir.

Yapay Arı Kolonisi Algoritması

YAK algoritması Derviş Karaboğa tarafından 2005 yılında, doğadaki arıların yiyecek arama davranışlarından esinlenilerek oluşturulmuştur.

Bal arıları, doğadaki en dikkat çekici sürülerden biri ve sahip oldukları zekâlarıyla kendi işlerini dinamik olarak dağıtabilen nadir sürülerdendirler. Kendi yuvalarını seçerken dahi grup şeklinde karar vermektedirler (Yiğitbaşı, 2014).

Arılar, en iyi besin kaynağının belirlenmesinden, kendilerine has iletişim becerileriyle bu besin kaynağının yerini birbirlerine haber vermelerinden, bu kaynaktan gereken nektarı gerektiği kadar getirmelerinden, bunun işlenmesini, bozulmadan muhafaza edilmesini ve sonuç olarak en iyi balı üretmeyi başardıkları bu döngüyü şaşırtan derecede kendilerine has ve kusursuz bir biçimde gerçekleştirmiş olduklarından en çok dikkat çeken topluluklarından olmuşlardır. Arıların bu döngüyü tam olarak nasıl bu kadar kusursuz gerçekleştirdikleri ve kendi içlerinde bu denli düzene sahip oldukları hala araştırılmaktadır. Bu nedenle arılardan her gün yeni bir bilgi edinilebilmektedir.

YAK algoritması birçok araştırma için tercih edilmiş ve sağladığı kolaylık, esneklik ve sonuca en yakın çıktıları vermesi açısından rağbet görmeye devam edecektir.

```
Başlangıç popülasyonu ayarla  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )
Her bir arama ajanının uygunluk değerini hesapla
 $X^*$  = Bilinen en iyi arama ajanı
while ( $t <$  maksimum iterasyon sayısı)
for (her bir arama ajanı için)
    Güncelle  $a, A, C, l$  ve  $p$ 
if ( $p < 0.5$ )
    if ( $|A| < 1$ )
        Denklem 1 ile arama ajanı konumu güncelle
    else if ( $|A| < 1$ )
        Rastgele bir arama ajanı seç ( $X_{rand}$ )
        Denklem 8 ile arama ajanını güncelle
    end if
    else if ( $p \geq 0.5$ )
        Denklem 5 ile arama ajanı konumu güncelle
    end if
end for
Kısıt dışına çıkan bireylere sınır değerini ver
Amaç fonksiyon değerlerini hesapla
Daha iyi çözüm bulunmuşsa en iyi ajanı güncelle
 $t = t + 1$ 
end while
Sonuç  $X^*$ 
```

Şekil 6. BOA Sözde Algoritması (Tanyıldızı ve Cigal, 2017)

YAK algoritmasının bazı temel özellikleri aşağıdaki gibidir (Karaboğa, 2014):

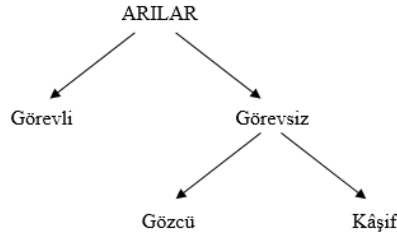
- Sürü zekâsına dayalıdır.
- Basittir.
- Kontrol parametre sayıları azdır.
- Gerçek yiyecek arayıcı arıların davranışlarından esinlenir.
- Kâşif arılar aracılığıyla gerçekleştirilen küresel; diğer arılar tarafından oluşturulan ise bölgesel araştırma kabiliyetine sahiptirler.

YAK Temel Adımları

Yapay arı kolonisi algoritması üç çeşit arıdan oluşur: kâşif arı, işçi arı ve gözcü arı. Her bir işçi arı bir besin kaynağından sorumludur. İşçi arılar ve gözcü arıların sayıları birbirlerine eşittir. Kaynaklar tükendiği zaman işçi arılar kâşif arılara dönüşüyor ve kâşif arılar farklı besin kaynakları aramaya başlamaktadır. (Karaboğa ve Baştürk, 2007).

İşçi arılar görevli arılar olarak, kâşif ve gözcü arılar ise görevsiz işçi arılar olarak adlandırılmaktadırlar (Şekil 7).

Besin kaynağını aramaya çıkan arılar kovan etrafında rastgele gezinirler. İyi bir nektar bulduklarında ise bunu kendi kovanlarında bekleyen arılara arı dansı ile iletirler. Bu dans ile bulunan kaynağın uzaklığı, kalitesi ve yönü ile ilgili veriler aktarılmış olur. Gözcü arı verilen bilgiler doğrultusunda kaynak seçimi yapmaktadır. Kaç tane kaynak varsa o kadar görevli arı bulunur (Karaboğa, 2005).



Şekil 7. YAK Elemanları

Görevli işçi arılar, daha önce bulunmuş kaynaklardan nektar getirilmesi görevini gerçekleştirmektedirler. Bu işçi arılar ulaştıkları kaynağın kalitesi ve navigasyonu ilgili bilgileri diğer arılara iletmektedirler. Bu paylaşımı “arı dansı” denen bir bilgi verme yöntemi ile yaparlar. Sergilenen dans, gözcü arılara yiyecek kaynağının bulunulan kovana olan uzaklığı ve güneşe göre konumu hakkında bilgi vermektedir (Barth, 1982).

Dansın süresi burada önem arz etmektedir. Bu süre kaynağın kalitesiyle doğru orantılıdır. (Özdemir, 2012).

YAK algoritmasının adımlarının özeti aşağıdaki gibidir (Akay, 2009):

1. Besin arama süreci kâşif arıların rastgele dağılmasıyla başlar.
2. Besin kaynağı bulunduktan sonra kâşif arılar görevli arıya dönüşürler. Daha sonra kaynaklarından kendi kovanlarına besin taşırlar. Besin boşaltımı yaptıktan sonra kaynakla ilgili bilgiyi gözcü arılara dans ederek iletirler. Bulunulan kaynağa nektar bitirse eğer görevli arılar kâşif arıya dönüşür. Sonrasında arama uzayında yeni kaynakları rastgele bir şekilde arama sürecine girerler.
3. Sergilenen dansı izleyen gözcü arılar dansların frekansına göre bir kaynak seçerler.

Başlangıç İçin Kaynak Yerlerinin Üretilmesi

Arı sürüsünün kovan çevresi, arama uzayı olarak belirlenir. İlk adım olarak rastgele değerler üreterek arama uzayında besin aramaya çıkılmasıyla başlar. Rastgele üretilen yer süreci tüm parametrelerin en alt ve en üst sınırları arasında rastgele değerler üreterek yapılmaktadır (Karaboğa, 2014).

Kaynakların pozisyon değerleri Denklem 9 yardımıyla belirlenir.

$$x_{ij} = x_{minj} + rand(0,1) * (x_{maxj} - x_{minj}) \quad (9)$$

$$i = 1, \dots, SN \quad (10)$$

Buradaki terimler sırasıyla;

SN : Yiyecek Kaynak Sayısı

$j = 1, \dots, D$

D : Optimize edilecek parametre sayısı,

x_{ij} : Kaynağın pozisyon değerleri,

$x_{j max}$: j .ninci parametrenin üst sınırı,

$x_{j min}$: j .ninci parametrenin alt sınırı olarak tanımlanır.

Görevli Arıların Kaynak Bölgelerine Gönderilmesi

İşçi arı kendi kaynak besinine her gittiğinde o kaynağın etrafında daha iyi bir besin kaynağı var mı yok mu kontrol etmek ister. Daha iyi nektara sahip bir kaynak bulursa onu hafızasına kaydeder. Görevli arı kaynağının komşuluğundaki yeni kaynak arayışını Denklem 11' e göre yapar.

$$v_{ij} = x_{ij} + \Phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (11)$$

v_{ij} , x_{ij} 'nin komşuluğundaki yeni bir kaynağı temsil etmektedir. Φ , [-1,1] aralığında rastgele seçilir ve yer değiştirmeyi rastgele hale getirmektedir.

v_{ij} değeri, önceden belirlenen maksimum ve minimum değerleri geçmemelidir. Bunun kontrolünü yapabilmek için ise Denklem 12 kullanılmaktadır.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_j^{min} & , v_{ij} < x_j^{min} \\ v_{ij} & , x_j^{min} \leq v_{ij} \leq x_j^{max} \\ x_j^{max} & , v_{ij} > x_j^{max} \end{cases} \quad (12)$$

Denklem 12 kullanılarak olası sınır ihlalleri ortadan kaldırılır ve sınırlar dahilinde v_i kaynağı elde edilir. Elde edilen v_i kaynağının kalitesine göre bir uygunluk değeri (fitness) Denklem 13'e göre hesaplanır (Akay, 2009).

$$fitness_i = \begin{cases} \frac{1}{(1+f_i)} & , f_i \geq 0 \\ 1 + abs(f_i) & , f_i \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

Denklem 13'te gösterilen f_i , bir kaynağın maliyet değeri ve abs mutlak değer fonksiyonudur. En iyi kaynağı seçmek adına bu işlem yapılmaktadır. Daha iyi bir kaynak bulunduğunda ise görevli arı önceki kaynağı unuttur ve yeni kaynağa yönelir.

Gözcü Arılar

İşçi arılar, ulaştıkları farklı kaynaklardan edindikleri bilgileri kovanda bekleyen gözcü arılarla paylaşırlar. Bu bilgileri alan gözcü arılar onlara iletilen nektar ve konum bilgilerine dayanarak bir olasılıklı hesaplama yöntemi ile en doğru besin kaynağını seçerler. Bu uyum seçimi için ise rulet tekerleği seçim yöntemi kullanılmaktadır. Bu durum Denklem 14'de verilmiştir.

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^{SN} fitness_i} \quad (14)$$

Burada $fitness_i$, i . kaynağın kalitesini, SN görevli arı sayısını göstermektedir. Denkleme göre gözcü arı sayısı, kaynağın uygunluk miktarıyla doğru orantılı olarak artmaktadır. Bu durum algoritmanın pozitif geri besleme özelliğinden kaynaklanmaktadır.

Kâşif Arılar

Kâşif arıların aramaya başlamak için belirtilen değerin aşılmış olduğunu kontrol eder. Eğer belirlenen sınır aşılmışsa yeni bir popülasyon oluşturulur. Önceden de yapıldığı gibi uygunluk değeri hesaplanır ve bir döngü için aramalar tamamlanmış olur.

YAK Akış Şeması

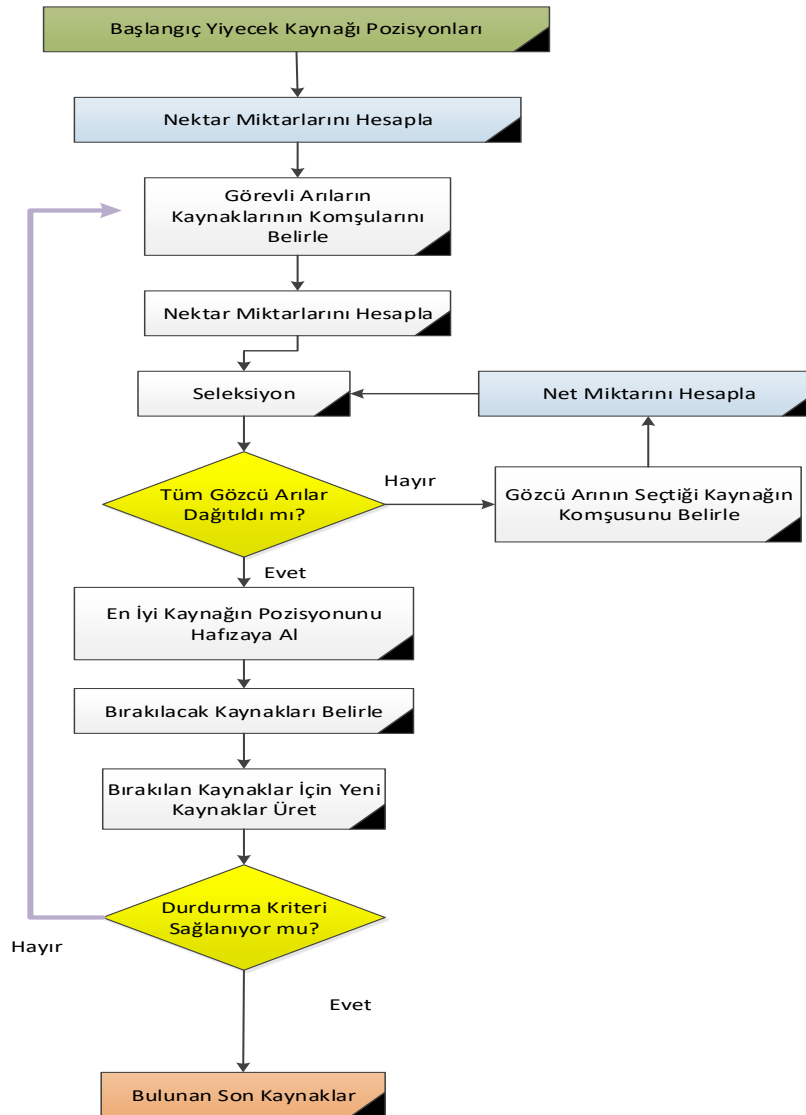
YAK akış şeması Şekil 8'de gösterildiği gibidir.

Veri Seti

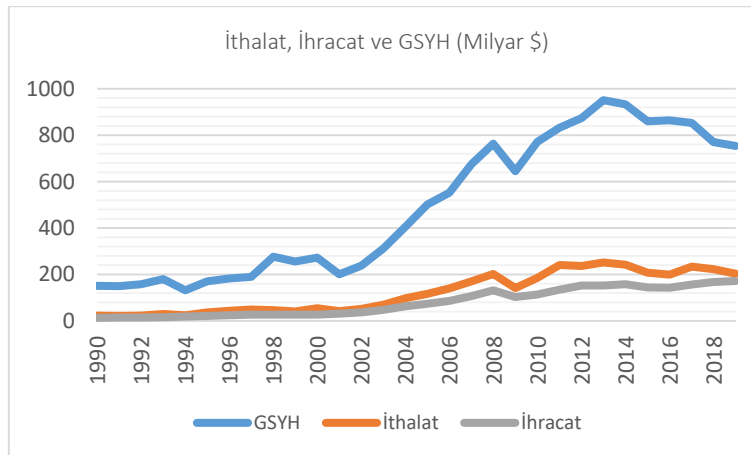
Türkiye'nin enerji tüketimi için öngörülebilir bulunabilmek için, 1990-2019 yılları arasındaki nüfus, ithalat, ihracat ve GSYH verileri bağımsız değişken olarak kullanıldı. Dünya Bankası, TUIK ve BP enerji tahmin raporlarından alınan veriler Şekil 9 ve Şekil 10'da gösterildiği gibidir.

Şekil 11'de gösterilen verilerde ise 1990'da 47.7 MTOE olan enerji tüketimi, 2019'da 155.2 MTOE'ye kadar yükselmiştir. Önümüzdeki dönemde de artması öngörülen GSYH, nüfus ve sanayiye bağlı olarak gelişecek ithalat ve ihracat oranlarının paralel doğrultuda Türkiye'nin enerji tüketimini arttırması beklenmektedir. Son birkaç yıldır bu

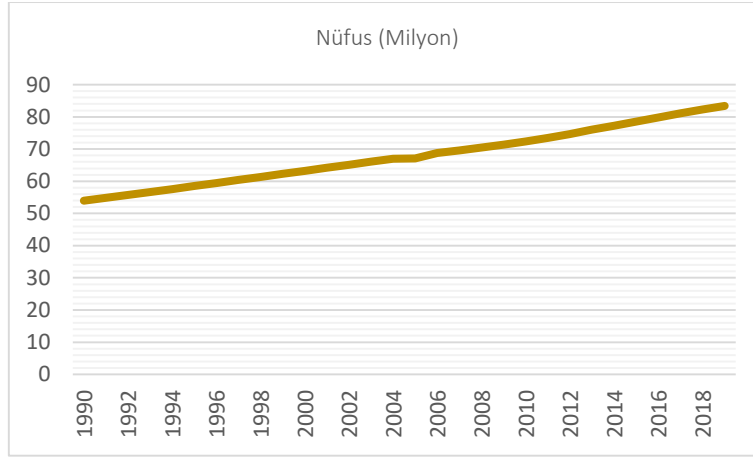
artış azalan bir orantıda olsada, doyuma ulaşana kadar bu artış bir süre daha sürecektir. Tüm bu nedenlerden dolayı Türkiye sürdürülebilir büyüme ve kalkınma politikası uygulamak ve en doğru verilerden hareket ederek geleceğine yön vermek zorundadır. Özellikle yerli ve yenilenebilir enerji kaynaklarına yatırım konusuna ağırlık verilmesi ve teşvik çalışmalarının artırılması zorunlu hale gelmiştir.



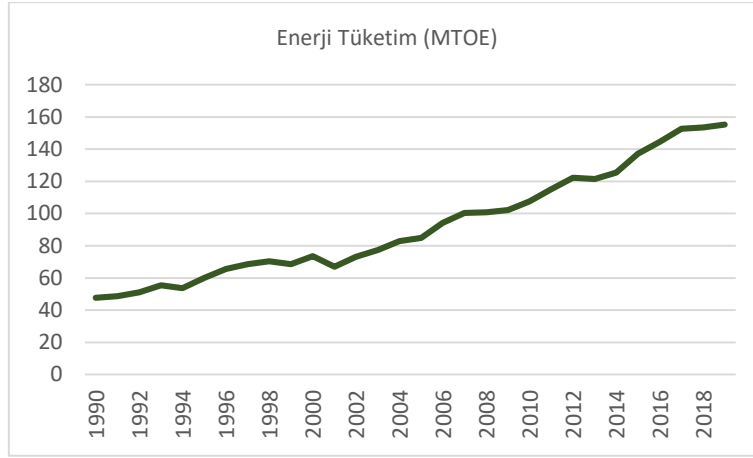
Şekil 8. YAK Akış Şeması



Şekil 9. Türkiye'nin 1990-2019 İthalat, İhracat ve GSYH Değerleri



Şekil 10. Türkiye'nin 1990-2019 Yıllarındaki Nüfusu



Şekil 11. Türkiye'nin 1990-2019 Enerji Tüketim Değerleri

Algoritmaların modelleme çalışmaları, Matlab 2019 programı üzerinde yapılmıştır. Bağımlı değişkenimiz enerji tüketim miktarı, bağımsız değişkenlerimiz ise ülkemizin önceki yıllardaki nüfus, ihracat, ithalat ve GSYH değerleri olmuştur. Bu parametreler literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır (Toksarı, 2009; Ünler, 2008).

Çalışmanın genel özeti Tablo 4.'te gösterildiği gibidir.

Tablo 4. Çalışmanın Genel Özeti

BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER:	NÜFUS, İTHALAT, GSYH VE İHRACAT
BAĞIMLI DEĞİŞKEN:	Enerji Talebi
EĞİTİM VERİLERİ:	1990-2009 (20 yıl)
TEST VERİLERİ:	2010-2019 (10 yıl)
KULLANILAN ALGORİTMALAR:	BOA ve YAK Algoritması
TAHMİN YILLARI	2020-2040 yılları

Türkiye'nin gelecek yıllar için ne kadarlık enerjiye ihtiyaç duyacağını tahminini gerçekleştirebilmek adına, tercih ettiğimiz bağımsız değişkenlerin ileriki yıllarda gerçekleşebilecek değerlerinin öngörülebilmesi gerekmektedir. Bundan dolayı ilerleyen süreçte şartların ne olacağını öngörülebilmesi ve bazı senaryoların türetilerek bu senaryolar üzerinden tahmin çalışması yapmak önem arz etmektedir.

Enerji tüketim miktarını etkilediği bilinen GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat değerlerinin önümüzdeki yıllarda ne ölçüde bir değişim içerisinde olacağını öngören birtakım senaryo çalışmaları yapılmıştır. Dört farklı senaryoya göre tahmin çalışması yapılmıştır. Makalede, enerji tüketim öngörüsünde bulunabilmek için kullanılan ilk 3 senaryo Ünler

(2008) ve Kıran vd. (2012) tarafından yapılan çalışmalarla analiz edilmiştir. Kullanılan senaryolar Tablo 5'deki gibidir:

Tablo 5. Bağımsız değişkenlerin öngörülen senaryoları (Ünler, 2008; Kıran vd., 2012)

Senaryo	GSYH	Nüfus	İthalat	İhracat
1.Senaryo	3,5%	0,1%	7%	5%
2.Senaryo	7%	0,12%	3,5%	2,5%
3.Senaryo	5%	0,8%	3,5%	4%

Dördüncü senaryo ise geçmiş 30 yılın GSYH, ithalat, ihracat ve nüfus verilerine, veri analizi uygulanarak gelecek değerlerin tahmin edilmesi ile gerçekleştirilecektir.

SİMÜLASYON SONUÇLARI

Tercih ettiğimiz bağımsız değişken verilerine bağlı olarak yaptığımız enerji tüketim tahmini, Tablo 5'deki öngörüler doğrultusunda doğrusal denklem (Denklem 15) kullanılarak modellenmiştir.

$$E_{dogrusal} = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + w_3 \cdot x_3 + w_4 \cdot x_4 + w_5 \quad (15)$$

Denklem 15'te gösterilen $w_1, w_2, w_3, \dots, w_i$ BOA ve YAK algoritmaları tarafından uygun bulunan tasarım katsayılarını, x_1 GSYH, x_2 nüfus, x_3 ithalat, x_4 ise ihracat miktarını göstermektedir.

Enerji tüketim öngörüsünde bulunabilmek için amaç, belirli kriterler altında en uygun fonksiyonu ve belirlenen matematiksel fonksiyona en uygun tasarım katsayılarını (w_i) bulmaktır. Bu fonksiyon sayesinde hataların kareleri alınır ve toplamı minimize edilir. Bu amacı gerçekleştirecek olan uygunluk fonksiyonu Denklem 16'da gösterilmiştir.

$$\min f(v) = \sum_{i=1}^m [E_i^{gözlemlenen} - E_i^{tahminEdilen}]^2 \quad (16)$$

Burada m gözlem sayısı, $E_i^{gözlemlenen}$, 1990-2009 yılları arasında tüketilen enerji miktarı eğitim için, 2010-2019 yılları arasındaki veriler ise test etmek için kullanılmıştır. $E_i^{tahminEdilen}$, algoritmaların verdiği katsayılar ile elde edilen tahmin değeridir.

Metasezgisel algoritmalar bir problemin çözümünde en uygun ya da en uyguna yakın ve etkin çözümlerin elde edilebilmesi için kullanılmaktadırlar. Doğru değere en yakın sonucu veren model doğru model olarak kabul edilir ve sonraki işlemler bu model üzerinden gerçekleştirilir. Çalışmada algoritmalar için seçilen parametrelerdeki değerler en uygun çözümü verecek şekilde seçilmiş ve modeller bu şekilde oluşturulmuştur. Kullanılan BOA ve YAK algoritmaları için tercih edilen arama ajanı ve iterasyon sayılarının en iyi performansı sağladığı ve seçilen parametrelerin bu sınırların üzerine çıkarıldığında dahi aynı sonuçlar elde edildiğinden değerler bu şekilde kabul edilmiştir. Ancak en uygun çözüme ulaşmada YAK algoritmasında daha az koşma gerçekleştirilmiştir.

Ayrıca algoritmaların verdiği değerlere göre oluşturulan modellerin performanslarını test etmek amacıyla kararlılık katsayısı (R^2), ortalama mutlak yüzdesel hata (MAPE) ölçeklerinden de faydalanılmıştır. Bu hata ölçekleri Denklem 17 ve Denklem 18'de gösterilmiştir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^T (E_i - E'_i)}{\sum_{i=1}^T (E_i - E_i^{ort})} \quad (17)$$

$$MAPE = 1/T \left(\frac{\sum |E_t - E'_t|}{E_t} * 100 \right) \quad (18)$$

E_t : gerçek gözlem değerleri

E'_t : tahmin edilen değerleri,

E_i^{ort} : gerçek gözlem değerinin ortalaması,
T: tahmin sayısını göstermektedir.

BOA Modelleme

Balina optimizasyon algoritması ile öngöründe bulunabilmek adına en uygun sonuç verilmesini sağlayan kontrol parametreleri:

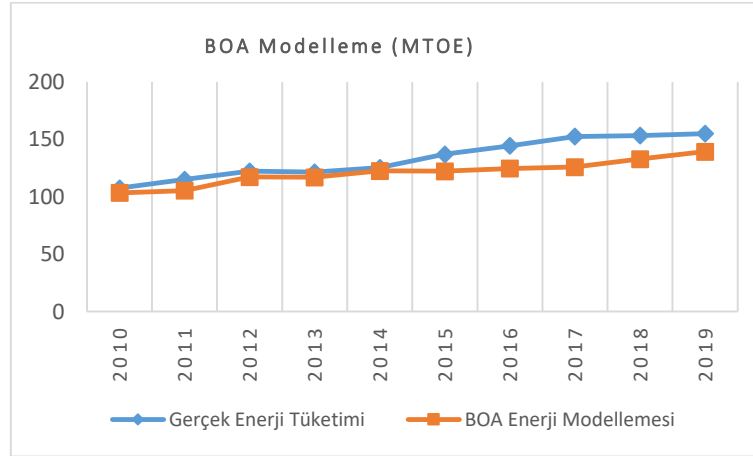
- Arama Ajanı: 30
- Maksimum İterasyon:10000

Yukarıdaki seçimler ile, Denklem 15 ve Denklem 16 birlikte işleme konduğunda en yüksek benzerlik oranına aşağıdaki değerler ile ulaşıldı.

$$Y_{BOA} = 0.023486.X1 + 0.963683.X2 - 0.202479.X3 + 0503145.X4 - 3.965685$$
$$R_{BOA(egitim)}^2 \cong 0.94$$

$$R_{BOAI(test)}^2 \cong 0.85$$

2010-2019 yılları arasındaki gerçek enerji tüketimi ile BOA enerji tüketim modellemesi Şekil 12’de gösterildiği gibidir.



Şekil 12. 2010-2019 Yılları BOA Modellemesi Enerji Tüketim Değerleri

BOA Tahmin

Doğruya en yakın sonucu veren BOA modellenmesinin gerçekleştirilmesi sonrası 2040 yılına kadar 4 farklı senaryoya göre enerji tüketim öngörüsünde bulunulmuştur. Bu senaryoların 2040 yılı için tahmini enerji tüketim miktarları ise Tablo 6’da gösterilmiştir.

Tablo 6. 2040 Yılında BOA Enerji Tüketim Tahmini Değerleri

Senaryo	2040 Yılı BOA Enerji Tüketim Tahminleri
1. Senaryo	185.11 MTOE
2. Senaryo	212.24 MTOE
3. Senaryo	252.56 MTOE
4. Senaryo	198.40 MTOE

YAK Modelleme

Yapay arı kolonisi algoritması ile öngöründe bulunabilmek adına en uygun sonuç verilmesini sağlayan kontrol parametreleri:

- ✓ Popülasyon Büyüklüğü: 100
- ✓ Maksimum İterasyon Sayısı: 500
- ✓ Limit Değeri: 300

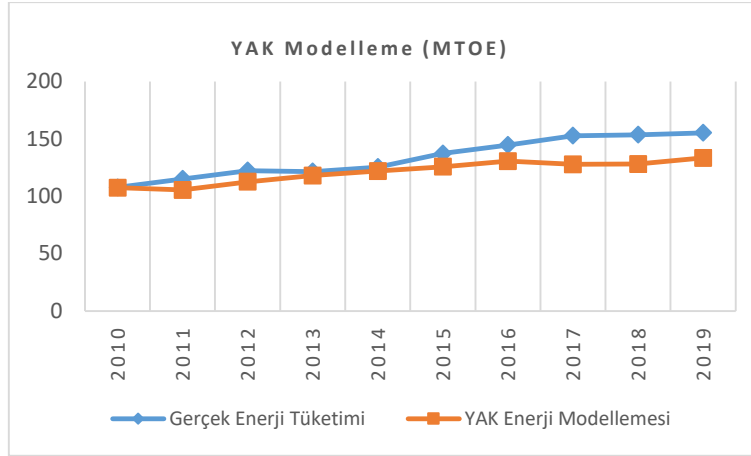
Yukarıdaki seçimler ile, Denklem 15 ve Denklem 16 birlikte işleme konduğunda en yüksek benzerlik oranına aşağıdaki değerler ile ulaşıldı.

$$Y_{doğrusal} = 0.062127.X1 + 2.429814.X2 - 0.172961.X3 + 0.053521.X4 - 90.371141$$

$$R^2_{YAK(egitim)} \cong 0.97$$

$$R^2_{YAK(test)} \cong 0.86$$

2010-2019 yılları arasındaki gerçek enerji tüketimi ile YAK enerji tüketim modellemesi Şekil 13'de gösterildiği gibidir.



Şekil 13. 2010-2019 Yılları YAK Modellemesi Enerji Tüketim Değerleri

YAK Tahmin

Doğruya en yakın sonucu veren YAK modellenmesinin gerçekleştirilmesi sonrası 2040 yılına kadar 4 farklı senaryoya göre enerji tüketim öngörüsünde bulunulmuştur. Bu senaryoların 2040 yılı için tahmini enerji tüketim miktarları ise Tablo 7'de gösterilmiştir.

Tablo 7. 2040 Yılında YAK Enerji Tüketim Tahmini Değerleri

Senaryo	2040 Yılı YAK Enerji Tüketim Tahminleri
1. Senaryo	93.53 MTOE
2. Senaryo	254.70 MTOE
3. Senaryo	228.50 MTOE
4. Senaryo	201.07 MTOE

Sonuçların Doğruluk Değer Ölçütlerinin Bulunması

BOA ve YAK modellerinin karşılaştırılmasında kullanılan, kararlılık katsayısı (R^2) ve ortalama mutlak yüzdesel hata (MAPE) kriterlerinin eğitim (1990-2009) ve test (2009-2019) alanlarındaki ayrı ayrı değerleri Tablo 8'de gösterilmiştir.

Tablo 8. BOA ve YAK Algoritmalarının Doğruluk Ölçüt Değerleri

ALGORİTMA	AŞAMA	R^2	MAPE
BOA	Eğitim	%93	5,26
	Test	%84	8,76
YAK	Eğitim	%96	3,47
	Test	%86	8,74

Lewis, %10'un altında MAPE değerine sahip modelleri "çok iyi", %10 ve %20 arasında olan modelleri "iyi", %20 ile %50 değerleri arasındakileri "kabul edilebilir" ve %50'nin üzerindeki "yanlış ve hatalı" diye nitelendirip gruplandırmıştır (Yakut vd., 2014). Bu açıdan bakıldığında algoritmaların modellemelerinin MAPE değerleri

Lewis'e göre çok iyi sonuç vermiş ve enerji tüketim tahmini problemlerinde kullanılabilceği görülmüştür. Ancak en iyi test sonucu %86'lık R^2 ve %8.74'ük MAPE değeri ile YAK algoritmasının verdiği gözlenmiştir.

TARTIŞMA VE SONUÇ

Yapılan modelleme analizlerinde enerji tüketim miktarını etkileyen değişkenlerin geçmiş verilerini işleme almak, uygunluk fonksiyonları içerisinde matematiksel fonksiyonlarının gerçekleştirilmesi ve sonuçların karşılaştırılmasında çeşitli kararlılık ölçeklerinin kullanılması yıllık enerji tüketim modellenmesi bazında etkin sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlara göre;

- GSYH, nüfus, ithalat ve ihracattaki değişimde öngörülen 4 senaryodan elde edilen toplam 8 ayrı modelleme sonuçlarına göre, 2040 yılı verilerinden sadece 1 modelleme, enerji tüketiminin azalacağını, diğer 7 modelin tamamı bugünden daha fazla enerjiye ihtiyaç duyacağımızı öngörmektedir.
- Bu çalışmada seçilen bağımsız değişkenler ve oluşturulan modellerin gösterdiği yüksek performans Türkiye ve Dünya'da geleceğe dair enerji planlama çalışmalarının yapılması ve yeni stratejilerin belirlenmesinde fayda sağlayacağı düşünülmektedir.
- Yenilenebilir enerji kaynakları bakımından zengin olan Türkiye'nin, çevresine zararlı ve tükenbilir olan fosil yakıtları kullanmak yerine sahip olduğu zenginlikten yararlanması, gerekli teşvikin sağlanması ve arz-talep dengesini iyi kurması gerekmektedir.

Çalışmada iki farklı sürü tabanlı BOA ve YAK algoritmalarının enerji tüketim konusunda göstermiş oldukları performansların karşılaştırılması yapılmıştır. Performans ölçütü olarak R^2 ve MAPE değerleri baz alınmıştır. Eğitim ve test verileri göz önüne alındığında performans ölçütlerinde genel olarak YAK algoritması en iyi sonuçları vermiştir. Ayrıca en iyi sonuç veren modeller farklı senaryo verilerine uyarlandığında çok büyük bir olasılıkla gelecekte Türkiye'de enerji tüketiminin artacağı öngörülmüştür.

KAYNAKLAR

- Akay, B. (2009). Nümerik optimizasyon problemlerinde yapay arı kolonisi algoritmasının performans analizi. Doktora Tezi. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Kayseri 325s.
- Azadeh, A., Ghaderi, S.F., Tarverdian, S., Saberi, M. (2007). Integration of artificial neural networks and genetic algorithm to predict electrical energy consumption. *Applied Mathematics and Computation*, 186 (2) ,1731–1741. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.08.093>
- Barth, F. G. (1982). *Insects and Flowers: The biology of a partnership*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Bayramoğlu, T., Pabucçu, H., Boz, F. (2017). Türkiye için anfis modeli ile birincil enerji talep tahmini. *Ege Akademik Bakış*, 17 (3), 431-446. <https://doi.org/10.21121/eab.2017328408>
- Behrang, M.A., Assareh, E., Assari, M.R., Ghanbarzadeh, A. (2010). Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran. *Energy*, 35(12), 5223-5229. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.07.043>
- Binici, M. (2019). Matematiksel modelleme kullanılarak Türkiye'nin enerji tüketim tahmini. Yüksek Lisans Tezi. Sivas Cumhuriyet Üniversitesi Fen Bilimleri Üniversitesi Makine Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Sivas 59s.
- Doğan, C. (2019). Balina optimizasyon algoritması ve gri kurt optimizasyonu algoritmaları kullanılarak yeni hibrit optimizasyon algoritmalarının geliştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Kayseri 69s.
- Durğun, S. (2018). Türkiye'nin enerji talebinin yapay zekâ teknikleriyle uzun dönem tahmini. Yüksek Lisans Tezi. Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Enerji Sistemleri Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Konya 62s.
- Ekinci, F. (2019). YSA ve ANFIS tekniklerine dayalı enerji tüketim tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 7(3), 1029 – 1044. <https://doi.org/10.29130/dubited.485822>
- Ekonomou, L. (2010). Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks. *Energy*, 35(2), 512-517. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.10.018>
- Es, H., Kalender, Y., Hamzaçebi, C. (2014). Yapay sinir ağları ile net enerji talep tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29(3), 495-504. <https://doi.org/10.17341/gummfd.41725>

- Geem, Z.W., & Roper, W.I. (2009). Energy demand estimation of South Korea using artificial neural network. *Energy Policy*, 37(10), 4049-4054. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.04.049>
- Gülay, AN. (2008). Yenilenebilir enerji kaynakları açısından Türkiye'nin geleceği ve Avrupa Birliği ile karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi. Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı, İzmir 353s.
- Günen, O. (2017). Türkiye'nin enerji kaynakları ve nükleer enerji politikaları: Gazi Üniversitesi öğrencilerinin nükleer enerji algısı. Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Siyaset Bilimi ve Kamu Yönetimi Ana Bilim Dalı, Ankara 128s.
- International Energy Agency: IEA. (2020). Data and statistics. <https://www.iea.org/data-and-statistics>. 8.12.2020.
- Karaboğa, D. (2005). An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Retrieved from, Technical Report, 2005.
- Karaboğa, D. (2014). Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları. 4. Basım. Nobel Ankara: Akademik Yayıncılık.
- Karaboğa, D., & Akay, B. (2011). A modified artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems. *Applied Soft Computing*, 11(3), 3021-3031. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.12.001>
- Karaboğa, D., & Baştürk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of Global Optimization*, 39(3), 459-471. <https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x>
- Kıran, M. S., Özceylan, E., Gündüz, M., Paksoy, T. (2012). Swarm intelligence approaches to estimate electricity energy demand in Turkey. *Knowledge-Based Systems*, 36, 93-103. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2012.06.009>
- Koç, İ., Nureddin, R., Kahramanlı, H. (2018). Türkiye'de enerji talebini tahmin etmek için doğrusal form kullanarak GSA ve IWO tekniklerinin uygulanması. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6(4), 529-543. <https://doi.org/10.15317/Scitech.2018.150>
- Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, 95, 51-67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- Özdemir, R. (2012). Yapay arı kolonisi algoritması için yeni seçme ve arama mekanizmalarının geliştirilmesi. Yüksek lisans Tezi. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Kayseri 69s.
- Rodríguez, D.M., Colmenar, J.M., Hidalgo, J.I., Micó V, Salcedo-Sanz. S. (2019). Particle swarm grammatical evolution for energy demand estimation. *Energy Science & Engineering*, 8(4), 1068-1079. <https://doi.org/10.1002/ese3.568>
- Tanyıldızı, E., & Cigal, T. (2017). Kaotik haritalı balina optimizasyon algoritmaları. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilim Dergisi*, 29(1), 307-317, 2017. <https://doi.org/10.35234/fumbd.314671>
- Toksarı, M. D. (2007). Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey. *Energy Policy*, 35(8), 3984-3990. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2007.01.028>
- Toksarı, M. D. (2009). Estimating the net electricity energy generation and demand using the ant colony optimization approach: case of Turkey. *Energy Policy*, 37(3), 1181-1187. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.11.017>
- Uğurlu, Ö. (2006). Türkiye'de çevresel güvenlik bağlamında sürdürülebilir enerji politikaları. Doktora Tezi. Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Sosyal Çevre Bilimleri Anabilim Dalı, Ankara, 385s.
- Uzlu, E. (2019). Türkiye için gri kurt optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağlarını kullanarak enerji tüketiminin tahmini. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 7(2), 245-262. <https://doi.org/10.29109/gujsc.519553>
- Uzlu, E. (2019). Türkiye için gri kurt optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağlarını kullanarak enerji tüketiminin tahmini. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 7(2), 245-262. <https://doi.org/10.29109/gujsc.519553>
- Ünler, A. (2008). Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025. *Energy Policy*, 36(6), 1937-1944. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.02.018>
- Yakut, E., Elmas, B., Yavuz, S. (2014). Yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemleriyle borsa endeksi tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi*, 19(1),139-157.

Yiğitbaşı, ED. (2014). Yapay arı kolonisi optimizasyonu ile kenar bulma. Yüksek Lisans Tezi. Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Konya 96s.

Yu, S., Wei, Y., Wang, K. (2012). PSO-GA optimal model to estimate primary energy demand of China. *Energy Policy*, 42, 329-340. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.11.090>