



POLİTEKNİK DERGİSİ

JOURNAL of POLYTECHNIC



# Sürü tabanlı algoritma modelleri ile taşkın debisi tahmini

## *Flood discharge estimation with swarm based algorithm models*

Yazar(lar) (Author(s)): Arife GÜNAY<sup>1</sup>, Mahir KUMANTAŞ<sup>2</sup>, Ayşen KAYHAN<sup>3</sup>, Tuğçe ANILAN<sup>4</sup>

ORCID<sup>1</sup>: 0000-0002-3116-0408

ORCID<sup>2</sup>: 0009-0002-7979-7640

ORCID<sup>3</sup>: 0009-0000-6332-086X

ORCID<sup>4</sup>: 0000-0001-9571-4695

**To cite to this article:** Günay A., Kumantaş M., Kayhan A. ve Anılan T., “Flood discharge estimation with swarm based algorithm models”, *Journal of Polytechnic*, \*(\*) : \*, (\*).

**Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz:** Günay A., Kumantaş M., Kayhan A. ve Anılan T., “Sürü Tabanlı Algoritma Modelleri ile Taşkın Debisi Tahmini”, *Politeknik Dergisi*, \*(\*) : \*, (\*).

**Erişim linki (To link to this article):** <http://dergipark.org.tr/politeknik/archive>

**DOI:** 10.2339/politeknik.1496489

# Sürü Tabanlı Algoritma Modelleri ile Taşkın Debisi Tahmini

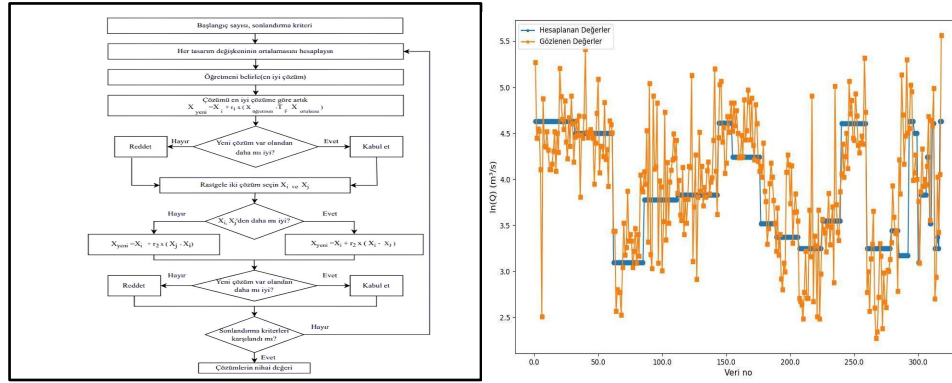
## Flood Discharge Estimation with Swarm Based Algorithm Models

### Önemli noktalar (Highlights)

- ❖ Trabzon ili için ÖÖTO ve YAK algoritmaları kullanılarak taşkın debisi tahmini yapılmıştır. (Flood discharge prediction for Trabzon province was performed by using TLBO and ABC.)
- ❖ Analizlerde bağımsız değişken olarak akım gözlem istasyonlarına ait drenaj alanı ve kot kullanılmıştır. (The drainage area and elevation of the flow observation stations were used as independent variables in the analyses.)

### Grafik Özet (Graphical Abstract)

Trabzon ili için taşkın debisi tahmininde akım gözlem istasyonlarının yıllık maksimum debileri ve drenaj alanı ve kotları arasındaki ilişki ÖÖTO, YAK ve KRA ile analiz edilmiştir. Eğitim ve test setlerinin sonuçlarına göre en başarılı tahmini ÖÖTO yapmıştır. (In flood flow estimation for Trabzon province, the relationship between annual maximum flow rates and drainage areas and elevations of flow observation stations was analyzed with TLBO, ABC and CRA. According to the results of the training and test sets, TLBO provide the most successful prediction.



Şekil. ÖÖTO akış şeması ve eğitim seti sonuçları /Figure. TLBO flow chart and results of training set

### Amaç (Aim)

Trabzon ili için taşkın debisi tahmininde ÖÖTO ve YAK'ın kullanılabilirliğini araştırmaktır. / To investigate the usability of TLBO and ABC in flood flow estimation for Trabzon province.

### Tasarım ve Yöntem (Design & Methodology)

KRA, ÖÖTO ve YAK kullanılmıştır. / CRA, TLBO and ABC were used.

### Özgünlük (Originality)

Trabzon ili için farklı sürü tabanlı algoritmaların ilk defa kullanılması ve karşılaştırılmasıdır. / First use and comparison of different swarm-based algorithms for Trabzon province.

### Bulgular (Findings)

ÖÖTO ile taşkın debisi tahmininde hiperbolik fonksiyonla hem KRA'ya hem de YAK'a göre daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. / TLBO provided more successful results in flood discharge estimation with hyperbolic function than both CRA and ABC.

### Sonuç (Conclusion)

Farklı algoritmalar kullanılarak taşkın debisi tahmininde daha doğru sonuçlar elde edilebilir. / More accurate results in flood flow estimation can be obtained by using different algorithms.

### Etik Standartların Beyanı (Declaration of Ethical Standards)

Bu makalenin yazar(lar)ı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler. / The author(s) of this article declare that the materials and methods used in this study do not require ethical committee permission and/or legal-special permission.

# Sürü Tabanlı Algoritma Modelleri ile Taşkın Debisi Tahmini

*Araştırma Makalesi / Research Article*

Arife GÜNAY<sup>1\*</sup>, Mahir KUMANTAŞ<sup>1</sup>, Ayşen KAYHAN<sup>1</sup>, Tuğçe ANILAN<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye  
(Geliş/Received : 06.06.2024 ; Kabul/Accepted : 04.09.2024 ; Erken Görünüm/Early View : 10.10.2024)

## ÖZ

Hidrolik yapıların projelendirilmesinde doğru taşkın debisi tahmini, ekonomik ve güvenli yapı tasarımı için kritik öneme sahiptir. Bu çalışmada Doğu Karadeniz Havzası Trabzon ilinde bulunan akım gözlem istasyonlarına ait taşkın değerlerine dayanarak maksimum debiyi tahmin eden çeşitli modeller geliştirilmiştir. Analizlerde, bu istasyonların drenaj alanı ve kot bilgileri kullanılmıştır. Trabzon ilinde bulunan ve 9 ile 42 yıl arasında değişen akım gözlem yıllıklarına sahip toplam 16 adet istasyona ait veriler yapılan analizlerde kullanılmıştır. Debi tahmini için klasik regresyonun (KRA) yanı sıra yapay arı kolonisi (YAK) ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO) algoritmaları da kullanılmıştır. Bu algoritmalarda çoklu lineer regresyon, hiperbolik ve eksponansiyel regresyon fonksiyonları optimize edilmiştir. Gelecekteki maksimum debi tahminlerine yönelik modellemede, ÖÖTO ile optimize edilen hiperbolik regresyon fonksiyonunun hata değerlerinin daha düşük olduğu görülmüştür. Bu durum, ÖÖTO'nun KRA ve YAK yöntemlerine göre daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, Trabzon ili için ölçüm olmayan yerlerde maksimum debi tahminlerinde ÖÖTO ile optimize edilmiş hiperbolik regresyon modelinin kullanılması tavsiye edilmektedir.

**Anahtar kelimeler:** Taşkın debisi tahmini, öğretme-öğrenme tabanlı algoritma, yapay arı kolonisi

## Flood Discharge Estimation with Swarm Based Algorithm Models

### ABSTRACT

Accurate flood discharge estimation is critical for the economical, and safe design of hydraulic structures. In this study, various models were developed to estimate the maximum flow rate based on the flood values of the flow observation stations in the Eastern Black Sea Basin, Trabzon province. In the analysis, the area and elevation data of these stations were used. Data from 16 stations in Trabzon, with streamflow records ranging from 9 to 42 years, were utilized in the analyses. To predict future maximum discharge, the study employed not only classical regression (CRA) but also artificial bee colony (ABC) and teaching-learning based optimization (TLBO) algorithms. These algorithms optimized multiple linear regression, hyperbolic, and exponential regression functions. In the modeling for the future maximum flow rate forecasts, the error values of the hyperbolic regression function optimized with TLBO were lower. This reveals that the TLBO performs better than the CRA and ABC methods. Therefore, using the hyperbolic regression model optimized with TLBO for maximum flow rate estimation where there are no measurements for Trabzon province is recommended.

**Keywords:** Estimation of flood discharge, teaching-learning based algorithm, artificial bee colony

### 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Taşkın, bir akarsu yatağında debinin hızla artması sonucuyla akarsu yatak kesitini aşarak çevresinde can, mal ve arazi kayıplarına sebep olarak yaşamsal faaliyetleri kesintiye uğratan bir doğal afetdir [1]. Ülkemizde depremden sonra en çok meydana gelen afet olan taşkınların öngörülebilir olması can ve mal kayıplarının önlenmesi için önem arz etmektedir. Ayrıca, taşkın debilerinin tahmini, akarsu üzerinde inşa edilecek su yapılarının planlanması ve boyutlandırılması için de oldukça önemlidir. Bu debilerin tahmininde çoğu kez deterministik,

sentetik ve istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır [2]. Bunlar arasında Log-Normal III, Gumbel, Log-Pearson Tip III gibi dağılımları kullanan istatistiksel yaklaşımların yanı sıra Mockus, SCS, Sneyder ve DSİ gibi sentetik yöntemler de yer almaktadır [1,3,4]. Ayrıca, parametre tahmin yöntemlerinde olan L-momentler yöntemi de taşkın debisi tahmini için tercih edilen yöntemlerden biridir. [5, 6, 7, 8]. Tüm bu yöntemler sayesinde ölçülen girdi verileri ile gerçek taşkın debisi değerlerine yakın sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu sayede hata değerleri çerçevesinde ölçüm olmayan bölgelerde taşkın debisi tahmini başarıyla yapılabilmektedir. Örneğin yaptığı çalışmada Demir ve Keskin havza özelliklerine göre en

\*Sorumlu Yazar (Corresponding Author)  
e-posta : arifegunay@ktu.edu.tr

uygun yöntemin DSİ sentetik yöntemi olduğuna karar vermiştir [1]. Benzer şekilde Anılan ve diğerleri geliştirdikleri modellerden yapay sinir ağlarının maksimum akışların tahmini için daha iyi sonuçlar verdiğini belirlemiştir [5]. Bu yöntemler kullanarak yapılan çalışmalarda girdi verileri olarak havzaya ait farklı parametreler kullanılmaktadır. Örneğin istatistiksel yöntemlerle yapılan çalışmalarda yıllık maksimum akış, L-momentler yöntemi ile yapılan çalışmalarda drenaj alanı, ana dere eğimi, yükselti, akarsu yoğunluğu, yıllık ortalama yağış ve sentetik yöntemlerle yapılan çalışmalarda ise çeşitli tekerrür süreli yağış verileri kullanılmaktadır [1,3,4]. Günümüzde gelişen bilgisayar teknolojileri ve optimizasyon teknikleri taşkın debilerinin mevcut verilerle daha iyi tahmin edilmesine olanak sağlamıştır. Yapay sinir ağları yöntemi gelişen teknolojiyle birlikte taşkın debisi tahmininde sıklıkla kullanılmaya başlayan yöntemlerden biridir. Anılan ve diğerleri [9], Dtissibe ve diğerleri [10], Zhu ve diğerleri [11], Samantaray ve diğerleri [12] ve Ali ve diğerleri [13], bu yöntemle yapılan çalışmalara örnek olarak verilebilir. Yapay sinir ağlarına ek olarak geliştirilen optimizasyon teknikleri de var olan tekniklere kıyasla daha hızlı, kolay ve daha doğru sonuçlar vermesi sebebiyle hidrolik alanında birçok çalışmada kullanılmıştır. Bu çalışmalara örnek olarak öğretme ve öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması (ÖÖTO) akarsuda çözünmüş oksijen konsantrasyonunun modellenmesi, rezervuar işletmelerinde taşkın kontrolü gibi alanlarda kullanılmıştır [14, 15]. Yılmaz ve diğerleri ÖÖTO ve yapay arı kolonisi (YAK) algoritmasını askıda katı madde yükünün tahmin edilmesinde kullanmışlardır [16]. ÖÖTO ve YAK aynı zamanda sedde geometrisinin tahmininde başarılı sonuçlar vermiştir [17]. Rani ve diğerleri yağış tahmininde ÖÖTO ile optimize edilmiş yapay sinir ağlarını kullanmıştır [18]. ÖÖTO ve YAK ölçüm olmayan bölgelerdeki

taşkın debilerinin tahmininde başarısını kanıtlamıştır [19]. Anılan ve diğerleri ÖÖTO ve YAK algoritmalarını kullanarak taşkın debisi tahmini yapmışlardır [20]. Bahsedildiği üzere taşkın debisinin ölçülemediği yerlerde taşkın debisi tahmini için bölgenin hidrolik özelliklerine, yağış verilerine ve akışın fiziksel yapısına bağlı olarak geliştirilen sentetik yöntem, birim hidrograf yöntemi veya istatistiksel yöntemler bulunmaktadır. Bu çalışmada da bahsedilen yöntemlere ek olarak havza genelinde taşkın debisi ölçümü olmayan noktalarda taşkın debisini tahmin edebilmek için literatürde sıklıkla kullanılan regresyon fonksiyonlarından çoklu lineer, hiperbolik ve eksponansiyel fonksiyonlar tercih edilmiştir. Bu fonksiyonları klasik regresyona (KRA) ek olarak literatürde bu konuda daha önce kullanılmamış yöntemlerden ÖÖTO ve YAK algoritmaları kullanılarak optimize eden modeller geliştirilmiş ve sonuçları karşılaştırılmıştır. Bu şekilde çalışmanın farklılığı ortaya konulmaktadır.

## 2.MATERYAL VE YÖNTEM (MATERIALS AND METHODOLOGY)

### 2.1.Çalışma Alanı ve Veriler (Study Area and Data)

Çalışma sahası olarak seçilen Trabzon ili, Doğu Karadeniz Havzası'nda taşkınlara en çok maruz kalan illerden biridir. Doğu Karadeniz Havzası'nın taşkınlara maruz kalmasının nedenleri arasında yüksek yağış miktarı, dağlık ve engebeli topoğrafya, ormansızlaşma, yanlış arazi kullanımı, dere yataklarını imara açılması, çeşitli sebeplerle akarsu kesitinin daraltılması ve yetersiz altyapı gibi insani müdahaleler yer almaktadır. [21]. Yerleşim yerlerinin genellikle taşkın bölgelerinde bulunması, meydana gelen taşkınlarda önemli can kayıplarına, yaralanmalara ve maddi hasarlara yol açmaktadır. Trabzon ilinde 1929-2019 yılları arasında gerçekleşen 12 büyük taşkın ve heyelan olayında toplam 369 kişi yaşamını yitirmiştir [21]. Trabzon ilinin konumu Şekil 1'de gösterilmiştir [22].



Şekil 1. Trabzon ilinin görünümü (View of Trabzon province)

Bu çalışmada, akım gözlem istasyonlarına ait drenaj alanı ve kot verileri kullanılmıştır. Her istasyondan yıllık maksimum debiler alınmıştır. Analizlerde bu debiler logaritmaları alınarak kullanılmıştır. Kullanılan bu veriler ait parametre değerleri Çizelge

1' de görülmektedir. Çalışmanın yöntemlerinde verilerin normalizasyonu için kullanılan maksimum ve minimum değerler Çizelge 2'de verilmektedir. Önerilen modellerde normalize sonuçların anormalize edilebilmesi için bu değerler kullanılmalıdır.

**Çizelge 1.** Doğu Karadeniz Havzası'na ait bilgiler (Information on the Eastern Black Sea Basin)

İstasyon No	Drenaj Alan (km <sup>2</sup> )	Kot (m)	Gözlem süresi (yıl)
2228	191.4	17	35
22-57	242.6	650	27
2202	635.7	78	42
22-34	258.6	100	25
22-53	173.6	150	18
2251	728.5	155	15
22-07	154.7	1114	37
22-59	121.5	250	25
2206	746.6	250	39
22-52	576.8	275	28
22-104	205.0	380	9
22-61	261.0	450	20
22-44	421.2	500	21
22-97	168.8	600	26
D22A105	74.5	75	12
D22A086	728.4	160	28

**Çizelge 2.** Girdi ve çıktı verilerinin minimum ve maksimum değerleri (Minimum and maximum values of input and output data)

Parametreler	Eğitim Verileri		Test Verileri	
	Min.	Mak.	Min.	Mak.
Drenaj Alanı (DA), km <sup>2</sup>	74.500	746.600	74.500	746.600
Kot (K), m	17.000	1114.000	17.000	1114.000
ln(Q), m <sup>3</sup> /s	2.272	5.565	2.342	5.497

## 2.2. Yöntem (Methodology)

ÖÖTO ve YAK gibi ileri düzey optimizasyon ve yapay zeka teknikleri, klasik regresyon yöntemleriyle birlikte kullanıldığında, karmaşık mühendislik problemlerine etkili çözümler sunabilmektedir [14, 15, 16, 17, 18, 19, 23, 24, 25, 26]. Bu çalışmada muhtemel maksimum debiyi tahmin etmek için KRA, YAK, ÖÖTO algoritmaları kullanılmıştır. Kullanılan bu yöntemlerde istasyonlardan alınan ve Çizelge 1'de sunulan veriler eğitim (318 veri) ve test (80 veri) seti olarak iki gruba ayrılmıştır. Çizelge 1'de belirtilen istasyonlardaki tüm veriler kullanılmış belirli bir döneme ait veriler kullanılmamıştır. Eğitim ve test seti olarak ayırma işlemi kronolojik sıralamaya sadık kalınarak aynı zamanda eğitim ve test setlerinde her mertebeden veri olması sağlanarak yapılmıştır. Bu algoritmalarda çoklu lineer regresyon, hiperbolik ve ekspanansiyel regresyon fonksiyonları optimize edilmiştir. Bu fonksiyonlarda drenaj alanı ve kot bilgileri girdi olarak kullanılırken; taşkın debisi çıktı olarak hesaplanmıştır. Kullanılan sürü tabanlı algoritmalar için verilere normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Normalleştirme işlemi ise Denk.

1'deki gibi yapılmıştır. Verileri normalize etmek için kullanılan değerler Çizelge 3'te verilmektedir.

$$X_i = 0.8 \times \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} + 0.1 \quad (1)$$

Burada  $X_i$  belirli bir parametrenin normalleştirilmiş değeridir,  $X$  bu parametre için gözlenen değerdir,  $X_{min}$  ve  $X_{max}$  sırasıyla bu parametre için veri tabanındaki minimum ve maksimum değerlerdir.

**Çizelge 3.** Kullanılan verilere ait min. ve mak. değerler (Min. and max. values for the data used)

	Min.	Mak.
Drenaj alanı (km <sup>2</sup> )	74.50	746.60
Kot (m)	17.00	1114.00
Debi (m <sup>3</sup> /s)	2.27	5.56

Bu çalışmada yapılan analizlerin sonuçları ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karesel hatanın karekökü (OKHK) ve rölatif hata (RH) istatistiklerinden faydalanılmıştır. OKHK, OMH ve RH değerleri aşağıdaki formüller aracılığıyla belirlenmiştir.

$$OKHK = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{i_{gözlenen}} - Y_{i_{hesaplanan}})^2} \quad (2)$$

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{i_{gözlenen}} - Y_{i_{hesaplanan}}| \quad (3)$$

$$RH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Y_i^{\text{gözlenen}} - Y_i^{\text{hesaplanan}}}{Y_i^{\text{gözlenen}}} \right| * 100 \quad (4)$$

Burada, N veri sayısını, Y<sub>i</sub> ise maksimum debiyi ifade etmektedir.

Çoklu lineer, hiperbolik ve eksponansiyel regresyon fonksiyonlarını optimize etmekte kullanılan ÖÖTO ve YAK algoritmaları sırasıyla Bölüm 2.2.1 ve 2.2.2'de açıklanmaktadır.

### 2.2.1. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (Teaching-learning based optimization)

Rao ve diğerleri tarafından geliştirilen ÖÖTO algoritması, öğretmenlerin ve öğrencilerin öğretim ve öğrenim aşamalarından ilham alınarak oluşturulmuş sürü tabanlı bir algoritmadır [25]. Algoritma, öğretme ve öğrenme aşamalarından meydana gelir. Öğretme aşamasında, popülasyondaki en iyi performansa sahip birey öğretmen olarak belirlenir. Bu aşamada, popülasyondaki tüm öğrenciler öğretmenle etkileşime girerek bilgi alışverişinde bulunurlar ve bilgiler güncellenir. Güncellenme sonucunda her öğrencinin amaç fonksiyon değeri yeniden hesaplanır. Bu bilgi alışverişi sonrasında, eğer amaç fonksiyonunun değeri daha iyi olduysa, yenilenen öğrenci eski öğrenciyle yer değiştirir; aksi durumda ise eski öğrenci ile süreç devam ettirilir.

Öğretme sürecinin gayesi, öğrencilerin bilgilerini öğretmenin bilgisiyle paralel geliştirmektir [28, 29]. Öğrenme aşamasında, öğretmenden etkilenerek oluşan öğrenciler birbirleriyle kıyaslanarak en iyi ile kendilerini değiştirirler. Son tekrarlamadan sonra, algoritma bir öğrenciyi en iyi çözüm olarak seçer [30]. Öğrenme aşamasının tamamlanması ile ÖÖTO için bir çevrim sona erer. Öğretme ve öğrenme aşamaları, amaç fonksiyonu istenen değere ulaşmasıyla tamamlanır. Ancak istenen değere maksimum çevrim sayısına gelene kadar ulaşılmadıysa maksimum çevrim sayısına ulaşınca algoritma sonlanır. Popülasyon içindeki öğretme-öğrenme etkileşimi, Denk (5), (6) ve (7) ile gerçekleştirilir.

$$\text{öğrenci}_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,D_N}], \quad i=1,2,\dots,P_n \quad (5)$$

$$\text{ortalama} = [\text{ortalama}(X_1), \text{ortalama}(X_2), \dots, \text{ortalama}(X_{D_N})] \quad (6)$$

$$\text{öğrenci}_{\text{yeni},i} = \text{öğrenci}_i + r * (\text{öğretmen} - \text{ÖF} * \text{ortalama}) \quad (7)$$

Yukarıda P<sub>n</sub> popülasyon büyüklüğünü (birey sayısı) ifade ederken, D<sub>N</sub> optimize edilecek parametre sayısını ifade etmektedir., r [0,1] arasında değişen rastgele bir sayıyı ve ÖF (1 veya 2 alınabilir)

öğretme faktörünü belirtir. Bu çalışmada, X<sub>i</sub> optimize edilecek ağırlıklarını ifade eder.

ÖÖTO algoritması, diğer sürü tabanlı algoritmalar gibi özel kontrol parametrelerine sahip değildir. ÖÖTO algoritmasının kontrol parametreleri, popülasyonun büyüklüğü ve maksimum çevrim sayısı olmak üzere iki tanedir. Dolayısıyla, ÖÖTO algoritmasının bir optimizasyon problemine uygulanması oldukça kolaydır. Bu özelliği nedeniyle, son yıllarda birçok araştırmacı tarafından tercih edilmektedir [25, 30, 31]. Şekil 2'de ÖÖTO algoritmasına ait akış diyagramı verilmektedir [32].

### 2.2.2. Yapay Arı Kolonisi Algoritması (Yak) (Artificial bee colony, ABC)

2005 yılında Karaboğa tarafından ortaya konulan YAK algoritması, bal arılarının yiyecek arama davranışlarından esinlenerek geliştirilmiştir [33]. YAK algoritmasında her çözüm bir gıda kaynağını temsil eder ve arılar, çözüm uzayındaki en iyi gıda kaynaklarını bulmaya çalışır. Arı kolonisi, işçi arılar, gözlemci arılar ve kaşif arılardan oluşur [34]. Bu algoritmanın performansı, arı miktarı kullanımına (popülasyon büyüklüğü), limit değerine ve maksimum çevrim sayısı gibi kontrol değişkenleriyle ilişkilidir.

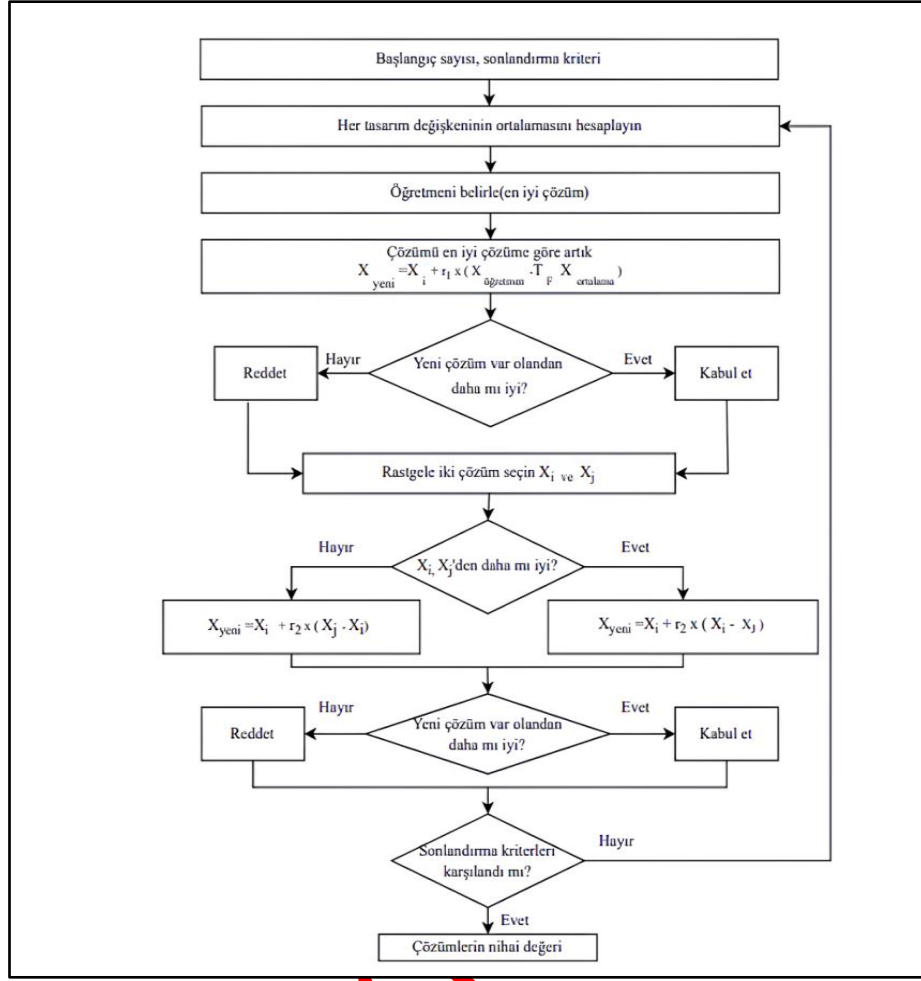
YAK şu şekilde çalışmaktadır: İşçi arılar, rastgele seçilen gıda kaynaklarının çevresinde yeni kaynaklar arar. Daha sonra bu arılar, kaynakların kalitesi ve yerleri hakkında bilgileri gözlemci arılara iletir. Gözlemci arı, bu bilgilerle en verimli besin kaynağını seçer. Arılar, en iyi performansa sahip kaynakları hafızalarında saklar. Kalite belirli bir sınırın altına düştüğünde, işçi arılar o kaynağı terk eder ve kaşif arılar olarak daha zengin kaynaklar bulmak için yeni arayışlara başlar.

### 2.2.3. Uygulama

ÖÖTO algoritmasında her bir öğrenci (X), taşkın debisi tahmini için optimize edilen bir çözüm vektörünü temsil eder. Bu çözüm vektörü, debiyi etkileyen drenaj alanı ve kot parametrelerinin bir kombinasyonudur. Burada X öğrencilerdir. Her X öğretmenden ve birbirlerinden öğrenerek bu parametreleri iyileştirerek en uygun tahmini bulmaya çalışırlar. En iyi tahmin edilen taşkın debi değeri ise "Öğretmen" ile temsil edilmektedir. Öğrenciler bu değeri referans olarak kendilerini geliştirirler.

Taşkın debisi tahmini için en iyi çözümü arayan YAK algoritmasında ise, her arı, olası bir çözüm olan taşkın debisini temsil etmekte ve çözüm uzayında dolaşarak en iyi çözümü bulmaya çalışmaktadır. Arılar, drenaj alanı ve kot verileriyle belirlenen çözüm uzayında, bu parametreleri optimize ederek taşkın debisini en iyi şekilde tahmin etmeye çalışmaktadır.

Bu çalışmada, taşkın debisinin tahmini için kullanılan üç farklı regresyon fonksiyonu bulunmaktadır. Bunlardan ilki çoklu lineer, ikincisi hiperbolik ve sonuncusu ise eksponansiyel fonksiyondur. Bu fonksiyonların denklemleri Çizelge 3'te verilmektedir.



Şekil 2. ÖÖTO algoritmasının çalışma prensibi (Working principle of the TLBO algorithm)

### 3. BULGULAR VE TARTIŞMA (FINDINGS and DISCUSSION)

Yapılan analizlerle geliştirilen modellerin katsayıları Çizelge 3'te verilmektedir. Eğitim ve test seti verilerinden elde edilen sonuçlar Çizelge 4 ve 5'te verilmektedir. Çizelge 4 ve 5'te koyu olarak verilen değerler yapılan analizlerdeki en başarılı değerleri göstermektedir.

Çizelge 3'te verilen eğitim setinin sonuçlarına göre ÖÖTO hiperbolik fonksiyonda hem OMH hem de RH değerlerinde en düşük hata değerini vermiştir. OKHK değerinde ise KRA lineer fonksiyonda, ÖÖTO ise eksponansiyel fonksiyonda 0.503 değerini vererek hiperbolikten daha iyi sonuca ulaşmışlardır. Bu üç yöntemin üç farklı hata kriterinde karşılaştırılmasında ise literatürde belirli bir önceliklendirme olmamasına karşın öncelik RH sonucuna verilmiştir. Bunun sebebi ise model performansını değerlendirmede önemli bir gösterge olmasıdır. RH modelin tahmin sonuçlarının gerçekte gözlemlenen değerlerden ne kadar sapma gösterdiğini anlamada kritik bir rol oynar. Özellikle model doğruluğunu ve güvenilirliğini vurgulamak amacıyla diğer metriklere göre öncelikli olarak ele

alınmıştır. Modelin hata payını gösteren bu metrik, sonuçların güvenilirliğini ortaya koymada büyük rol oynamıştır. Bu öncelik ile eğitim setinde ÖÖTO daha başarılı olarak (daha düşük hata) öne çıkmıştır.

Çizelge 4'te verilen test setinin sonuçlarına göre ÖÖTO hiperbolik fonksiyonda RH kriterinde en düşük hataya sahiptir. OMH kriterinde KRA en düşük değeri hiperbolik fonksiyonla verirken, OKHK değerinde YAK eksponansiyel fonksiyonla en düşük hata değerini vermektedir. Eğitim setinde olduğu gibi öncelik RH değerine verilmiştir. Bu öncelikle ÖÖTO algoritmasının geliştirdiği model test setinde daha iyi sonuçlar vermiştir. Eğitim ve test sonuçlarına göre önerilen model ÖÖTO ile optimize edilen hiperbolik fonksiyon olmuştur.

Önerilen taşkın debisi tahmin modeli Denk. 8'de verilmektedir. Bu denklem ile elde edilen sonuç normalize debi değeri olmaktadır. Elde edilen sonucun kullanılabilmesi için Çizelge 3'te verilen min. ve mak. değerleriyle anormalize edilmesi gerekmektedir. Eğitim seti ve test verileri ile hiperbolik regresyon fonksiyonun ÖÖTO aracılığıyla eğitilmesiyle elde edilen sonuçlarla gözlenen sonuçların karşılaştırılması sırasıyla Şekil 3 ve 4'te verilmektedir.

$$\ln(Q) = 0.535 \times DA^{0.367} \times k^{-0.168} \quad (8)$$

**Çizelge 3. Analizlerden elde edilen katsayılar**

	Katsayılar			
	$w_0$	$w_1$	$w_2$	$w_4$
KRA	3.550	0.002	-0.001	
YAK	0.411	0.304	-0.185	
ÖÖTO	0.380	0.363	-0.206	
$y_{lineer} = w_0 + (x_1)w_1 + (x_2)w_2$				
KRA	2.087	0.156	-0.045	
YAK	0.527	0.335	-0.145	
ÖÖTO	0.535	0.367	-0.168	
$y_{hiperbolik} = w_0(x_1)^{w_1}(x_2)^{w_2}$				
KRA	-6.648	2.324	0.0001	-6.271e-5
YAK	0.2323	-1.391	0.925	-1.339
ÖÖTO	-0.406	-0.172	0.333	-0.264
$y_{eksponansiyel} = w_0 + eks(w_1 + (x_1)w_2 + (x_2)w_2)$				

$x_1$ : Drenaj alanı, km<sup>2</sup>;  $x_2$ : Kot, m;  $y$ : Ln(Debi), m<sup>3</sup>/s

**Çizelge 4. Eğitim seti model sonuçları**

Fonksiyonlar	OMH			OKHK			RH(%)		
	KRA	YAK	ÖÖTO	KRA	YAK	ÖÖTO	KRA	YAK	ÖÖTO
Lineer	0.383	0.384	0.389	<b>0.503</b>	0.507	0.514	10.457	10.353	10.291
Hiperbolik	0.391	0.383	<b>0.380</b>	0.515	0.517	0.514	10.841	10.020	<b>10.012</b>
Eksponansiyel	0.383	0.387	0.383	0.503	0.508	<b>0.503</b>	10.471	10.574	10.448

**Çizelge 5. Test seti model sonuçları**

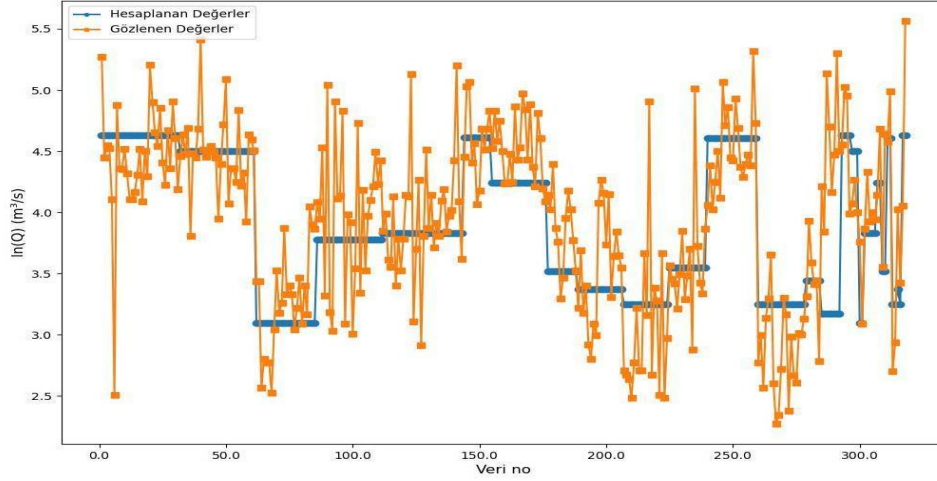
Fonksiyonlar	OMH			OKHK			RH(%)		
	KRA	YAK	ÖÖTO	KRA	YAK	ÖÖTO	KRA	YAK	ÖÖTO
Lineer	0.546	0.546	0.555	0.679	0.684	0.707	13.871	13.861	13.836
Hiperbolik	<b>0.512</b>	0.548	0.538	0.666	0.720	0.714	13.447	13.642	<b>13.283</b>
Eksponansiyel	0.536	<b>0.533</b>	0.538	0.669	<b>0.656</b>	0.670	13.788	13.741	13.789

#### 4. SONUÇLAR (RESULTS)

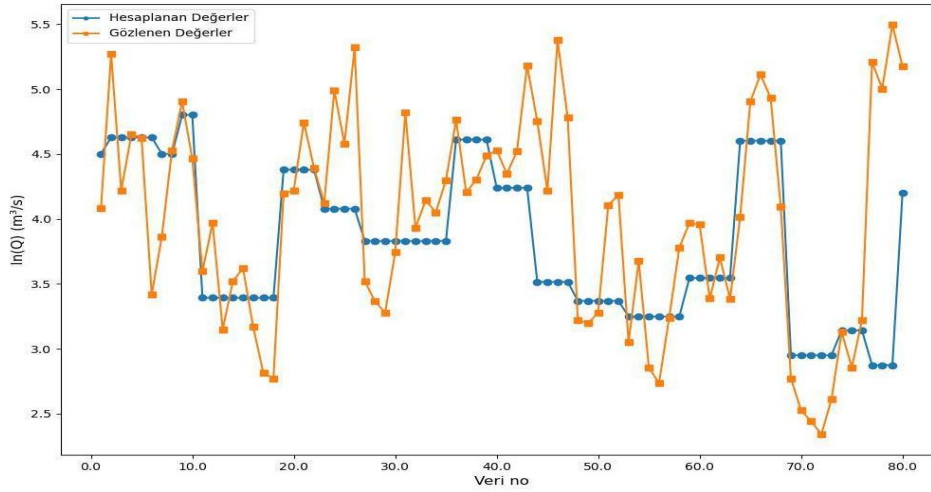
Bu çalışmada klasik regresyon, yapay arı kolonisi (YAK) ve öğretim-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO) algoritmaları Doğu Karadeniz Havzası'ndaki Trabzon ili için taşkın debisi tahmininde uygulanmıştır. Bu algoritmaların Trabzon ilinde bulunan akım gözlem istasyonlarına ait yıllık maksimum akım değerleri ile her istasyona ait kot ve drenaj alanı arasındaki ilişkiyi modellemedeki yetenekleri incelenmiştir. Bunun için Trabzon ilinde bulunan ve 9 ile 42 yıl arasında

değişen akım gözlem yıllıklarına sahip toplam 16 adet akım gözlem istasyonu kullanılmıştır. Bu istasyonlardan toplam 398 tane veri alınmıştır. Alınan bu verilerin 318 tanesi eğitim ve 80 tanesi test setinde kullanılmıştır. Ölçüm olmayan yerlerdeki debilerin tahmini için yapılan modelleme sonucunda elde edilen hata değerlerinin ÖÖTO ile optimize edilmiş hiperbolik regresyon fonksiyonunda daha küçük değerler alması sebebiyle ÖÖTO, KRA ve YAK'a göre daha iyi performans göstermiştir. Bu başarı göz önüne alındığında maksimum debinin tahmininde ÖÖTO ile elde edilen hiperbolik regresyon modelinin tercih edilmesi önerilmektedir.





**Şekil 3.** Eğitim seti verileri ile hiperbolik regresyon fonksiyonun ÖÖTO aracılığıyla eğitilmesiyle elde edilen sonuçlarla gözlenen sonuçların karşılaştırılması (Comparison of the observed results with the results obtained by training the hyperbolic regression function with the training set data via TLBO)



**Şekil 4.** Test seti verileri ile hiperbolik regresyon fonksiyonun ÖÖTO aracılığıyla eğitilmesiyle elde edilen sonuçlarla gözlenen sonuçların karşılaştırılması (Comparison of the observed results with the results obtained by testing the hyperbolic regression function with the training set data via TLBO)

Bu çalışma, ÖÖTO, KRA ve YAK algoritmalarının taşkın debisi tahmininde etkin bir şekilde kullanılabilirliğini göstermiştir. Bu algoritmalar, farklı bölgeler ve iklim koşullarında daha hassas ve güvenilir tahminler yapılmasına olanak sağlayarak, gelecekte taşkın risk yönetimi modellerinde kullanılabilir. Ayrıca çalışmada kullanılan bu yaklaşımlar, gelecekte yeni algoritmaların geliştirilmesine veya mevcut yöntemlerin iyileştirilmesine olanak sağlayabilir.

#### ETİK STANDARTLARIN BEYANI (DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS)

Bu makalenin yazar(lar)ı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler.

#### YAZARLARIN KATKILARI (AUTHORS' CONTRIBUTIONS)

**Arife GÜNAY:** Literatür taraması yapmış, analizleri gerçekleştirmiş ve makaleyi yazmıştır. / Reviewed the literature, performed the analyses and wrote the article.

**Mahir KUMANTAŞ:** Literatür taraması yapmış, analizleri gerçekleştirmiş ve makaleyi yazmıştır. / Reviewed the literature, performed the analyses and wrote the article.

**Ayşen KAYHAN:** Literatür taraması yapmış, analizleri gerçekleştirmiş ve makaleyi yazmıştır. / Reviewed the literature, performed the analyses and wrote the article.

**Tuğçe ANILAN:** Analiz sonuçlarını doğrulamış ve makaleyi yazmıştır./ Verified the analyses results' and wrote the article.

#### ÇIKAR ÇATIŞMASI (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur. / There is no conflict of interest in this study.

#### 5. KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Demir V., Keskin A. Ü., “Yeterince akım ölçümü olmayan nehirlerde taşkın debisinin hesaplanması ve taşkın modellenmesi (Samsun, Mert Irmağı Örneği)”, *Geomatik Dergisi*, 7(2):149-162, (2022).
- [2] Dikici M., Aksel M., “Havza büyüklüğüne göre en uygun taşkın debisi hesap yönteminin bulunması- Doğu Akdeniz Havzası Örneği”, *ALKÜ Fen Bilimleri Dergisi*, 1(3):120-131, (2019).
- [3] Dikici M., Kazezyılmaz C. M.-Alhan, “Alibeyköy havzası için hidrolojik modelleme yöntemleri ile taşkın debilerinin belirlenmesi”, *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 9(2):919-928, (2018).
- [4] Korkmaz M., “Nehirlerde Taşkın Tekerrür Debisi Hesabı ve Taşkın Risk Değerlendirmesi.”, *El-Cezeri*, 9(2):532-541, (2022).
- [5] Anılan T., Satılmış U., Kankal M., Yüksek Ö. “Application of artificial neural networks and regression analysis to l-moments based regional frequency analysis in the Eastern Black Sea basin Turkey”. *KSCCE Journal of Civil Engineering*, 20:2082-2092, (2016).
- [6] Anılan T., Yüksek Ö., Kankal M., “Doğu Karadeniz Havzası'nın L-momentlere dayalı taşkın frekans analizi”, *Teknik Dergi*, 27(2):7403-7427, (2016).
- [7] Aydın M., “Batı Akdeniz Havzası Taşkın Debilerinin L-Momentler Yöntemi ve Noktasal Taşkın Frekans Analizi ile Belirlenmesi”, *El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi*, 5(2):117-125, (2018).
- [8] Elbaşı, E., Özdemir, H., “Akım Gözlem İstasyonu Bulunmayan Havzalarda Taşkın Debisi Tahmini: Doğu Karadeniz Örneği”, *Türk Coğrafya Dergisi*, 84:85-96, (2023).
- [9] Anılan T., Nacar S., Kankal M., Yüksek Ö., “Prediction of maximum annual flood discharges using artificial neural network approaches”, *Gradevinar*, 72(3):215-224, (2020).
- [10] Düssibe F. Y., Ari A. A. A., Titouna C., Thiare O., Gueroui A. M., “Flood forecasting based on an artificial neural network scheme”, *Natural Hazards*, 104:1211-1237, (2020).
- [11] Zhu H., Leandro J., Lin Q., “Optimization of artificial neural network (ANN) for maximum flood inundation forecasts”, *Water*, 13(16):2252, (2021).
- [12] Samantaray S., Sahoo P., Sahoo A., Satapathy D. P., “Flood discharge prediction using improved ANFIS model combined with hybrid particle swarm optimisation and slime mould algorithm”, *Environmental Science and Pollution Research*, 30(35):83845-83872, (2023).
- [13] Ali M., Taha M., Aziz M. S., Ahmed H., Ahmed H., “Flash flood prediction of Panjkora River, KPK, Using Artificial Neural Networks (ANN) and Support Vector Machine (SVM)”, *Technical Journal*, 3(ICACEE):758-769, (2024).
- [14] Bayram A., Uzlu E., Kankal M., Dede T., “Modeling stream dissolved oxygen concentration using teaching-learning based optimization algorithm”, *Environmental Earth Sciences*, 73(10):6565-6576, (2015).
- [15] Chauhan P., Narulkar S. M., “meta-heuristic approach for flood control in reservoir operation”, *In International Conference Innovation in Smart and Sustainable Infrastructure*, (2024).
- [16] Yılmaz B., Aras E., Nacar S., Kankal M., “estimating suspended sediment load with multivariate adaptive regression spline, teaching-learning based optimization, and artificial bee colony models”, *Science of The Total Environment*, 639:826-840, (2018).
- [17] Uzlu E., Kömürçü İ. M., Kankal M., Dede T., Öztürk H. T., “Prediction of Bern Geometry Using A Set of Laboratory Tests Combined with Teaching-Learning Based Optimization and Artificial Bee Colony Algorithms”, *Applied Ocean Research*, 48:103-113, (2014).
- [18] Rani B. K., Srinivas K., Govardhan A., “Rainfall Prediction with TLBO Optimized ANN”, *Journal of Scientific and Industrial Research*, 73:643-647, (2014).
- [19] Anılan T., Uzlu E., Kankal M., Yüksek Ö., “The Estimation of Flood Quantiles in Ungauged Sites Using Teaching-Learning Based Optimization and Artificial Bee Colony Algorithms”, *Scientia Iranica*, 25(2):632-645, (2018).
- [20] Anılan T., Uzlu E., Kankal M., Yüksek Ö., “The estimation of flood quantiles in ungauged sites using teaching-learning based optimization and artificial bee colony algorithms”, *Scientia Iranica*, 25(2):632-645, (2018).
- [21] Yüksek Ö., Babacan H. T., Yüksek Ö., “Doğu Karadeniz Havzası'nda Taşkın Sebepleri, Zararları ve Taşkın Yönetimi Çalışmaları”, *Türk Hidrolik Dergisi*, 6(2):36-46, (2022).
- [22] Kankal M., Akçay F., “Trabzon İli Yağışlarının Eğilim Analizi”, *Gümüşhane Fen Bilimleri Dergisi*, 9(2):318-331, (2019).
- [23] Çalışkan M., “Sakarya Havzasındaki Hidroelektrik Enerji Santrallerinin Enerji Potansiyellerinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle İleriye Dönük Araştırılması”, *Yüksek Lisans Tezi*, Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Sakarya, (2019).
- [24] Alpars M., “Şehirselle Su Sarfiyatı Üzerindeki Zamansal Etkileşimin Konya İline Ait Farklı Mahalleler Üzerinde İncelenmesi”, *Yüksek Lisans Tezi*, Konya Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Konya, (2022).
- [25] Özger Z. B., Yağcı A. E., Unsal M., “Estimating The Aeration Performance Of Venturi-Conduit By Artificial Bee Colony Programming”, *Politeknik Dergisi*, 25(1): 389-398, (2022).
- [26] Bal G., Öztürk N., Öncü S. ve Ünal K., “Otomatik gerilim regülatörü için hibrit bir denetleyici tasarımı”, *Politeknik Dergisi*, 26(1): 199-207, (2023).
- [27] Rao R. V., Savsani V. J., Vakharia D. P., “Teaching-Learning-Based Optimization: A Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems”, *Computer-Aided Design*, 43(3):303-315, (2011).
- [28] Kankal M., Uzlu E., “Neural Network Approach With Teaching-Learning-Based Optimization for Modeling

- and Forecasting Long-Term Electric Energy Demand in Turkey”, *Neural Computing and Applications*, 28:737-747, (2017).
- [29] Öztürk H. K., Ceylan H., Canyurt O. E., Hepbasli A., “Electricity Estimation Using Genetic Algorithm Approach: A Case Study of Turkey”, *Energy*, 30(7):1003-1012, (2005).
- [30] Dede T., Ayvaz Y., “Combined Size and Shape Optimization of Structures With A New Metaheuristic Algorithm”, *Applied Soft Computing*, 28:250-258, (2015).
- [31] Dede T., “Optimum Design of Grillage Structures to LRFD–AISC with Teaching–Learning Based Optimization”, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 48:955-964, (2013).
- [32] Temiz S., “Betonarme Sürekli Kirişlerin Yapay Arı Koloni, Öğretme-Öğrenmeye Dayalı Optimizasyon ve Öğretme-Öğrenmeye Dayalı Yapay Arı Koloni Algoritmalarıyla Optimum Tasarımı”, *Yüksek Lisans Tezi*, K.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, (2022).
- [33] Karaboga D. “An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report” TR06, Erciyes University Engineering Faculty Computer Engineering Department (2005).
- [34] Ozkan C.Kisi O., Akay B. “Neural networks with artificial bee colony algorithm for modeling daily reference evapotranspiration”, *Irrigation Science*, 29:431–41, (2011).

ERKEN GÖRÜNÜM