

## Beton Basınç Dayanımının JAYA ve Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO) Algoritmalarıyla Modellenmesi

Hasan Tahsin ÖZTÜRK\*<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Karadeniz Teknik Üniversitesi, Of Teknoloji Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 61830, Trabzon

(Alınış / Received: 30.12.2018, Kabul / Accepted: 31.12.2018, Online Yayınlanma / Published Online: 31.12.2018)

### Anahtar Kelimeler

Beton  
Basınç Dayanımı  
JAYA Algoritması  
TLBO Algoritması

**Özet:** Bu çalışmada, laboratuvarında üretilen küp numunelerin, basınç dayanımları belirlenmiş, ultrasonik dalga iletim hızı ölçümleri, Schmidt çekiciyle sıçrama sayısı ölçümleri yapılmış ve tartımla boşluk oranları belirlenmiştir. Ultrason testinden elde edilen dalga iletim hızı, Schmidt çekiciyle belirlenen sıçrama sayısı ve tartım yoluyla hesaplanan boşluk oranı arasında bir regresyon ilişkisi kurarak bu ilişki yardımıyla beton dayanımını tahmin etmek amaçlanmaktadır. Deneylerden elde edilen verilerin regresyon fonksiyonlarına Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması (TLBO) ve JAYA algoritmaları uygulanmıştır. Giriş parametreleri, ultrason ölçümleri, Schmidt çekiciyle elde edilen sıçrama sayısı ve tartımla hesaplanan boşluk oranı sonucu elde edilen ortalama dalga iletim hızıdır. Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması (TLBO) ve JAYA algoritmalarının karşılaştırılması için, algoritmalar; karesel, üstel, doğrusal, S fonksiyonu, Ters, Ln fonksiyonu ve üs adlarıyla anılan yedi farklı regresyon formuna uygulanmıştır. Modellerin başarımını değerlendirmek için; ortalama karesel hata, ortalama karesel hatanın karekökü, ortalama mutlak hata, ortalama mutlak hata oranı ve belirleme katsayısı gibi beş istatistiksel endeks kullanılmıştır.

## Modelling Compressive Strength of Concrete via Teaching-Learning Based Optimization and JAYA Algorithms

### Keywords

Concrete  
Compressive Strength  
JAYA Algorithm  
TLBO Algorithm

**Abstract:** In this study, compressive strength tests, ultrasonic wave transmission speed measurements, Schmidt rebound test hammer measurements were made on the cube samples and void ratios were determined by weighing. It is aimed to estimate the concrete strength with these measurements by establishing a regression relation between the wave transmission speed obtained from the ultrasound test, rebound values from Schmidt rebound hammer and void ratio calculated by weighting. Teaching-learning-based optimization (TLBO) and JAYA algorithms were applied to regression functions of the data from the tests. The input parameters are the average wave transmission speed obtained as a result of ultrasound measurements, rebound values from Schmidt rebound hammer and void ratio calculated by weighting. The accuracy of TLBO method is compared with those of the JAYA algorithm. These methods are applied to seven different regression forms: quadratic, exponential, linear, S function, Inverse, Ln function and power. To evaluate the performance of the models, five statistical indices, i.e., sum square error, root mean square error, mean absolute error, average relative error, and determination coefficient, are used.

## 1. Giriş

Beton dayanımının tahmin edilebilmesi, özellikle mevcut yapıların dayanımlarının belirlenmesinde önem arz etmektedir. Teknik literatürdeki çalışmaların bir kısmı beton birleşimine giren malzemeleri ve çökme değerini kullanmak suretiyle betonun basınç dayanımının tahmini üzerinde çalışmışlardır [1-5]. Bu çalışmada ise beton birleşimine giren malzemelerin bilinmediği, mevcut bir yapı üzerinde yapılabilecek tahribatsız deneylerle beton dayanımının belirlenebilmesi incelenmektedir. Burada yapıdan alınacak karot numuneler üzerinde yapılacak modelleme çalışmasıyla elde edilen regresyon ifadesi sayesinde diğer bir deyişle modelin kalibre edilmesiyle yapının farklı yerlerinde yapılan tahribatsız ölçümlerle geliştirilen modeli kullanmak suretiyle beton dayanımı tahminini yapılabilmesi sağlanmaktadır. Çalışmada ultrasonik test yöntemiyle elde edilen dalga geçiş hızı, test çekiciyle elde edilen geri sekme sayısı ve porozite gibi parametrelerin kullanılması durumları araştırılarak daha düşük hata oranıyla tahmin yapabilmeyi sağlayan parametrelerin belirlenmesine çalışılmıştır.

Veriler KTÜ Of Teknoloji Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü Yapı Laboratuvarında üretilen küp numunelerden alınan ölçümler sonucunda elde edilmiştir (Şekil 1).

Teknik literatürde sezgisel algoritmalar kullanılarak en uygun regresyon denklemlerinin belirlenmesine yönelik çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmaların başlıcalarında; Bir dizi laboratuvar deneyi verileri yardımıyla tahkimat yapısı geometrisinin belirlenmesinde Yapay Arı Koloni ve Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması [6], Cd(II)'nin içme suyu arıtma tesisi atık çamuru üzerine adsorpsiyonunun modellenmesinde Yapay Arı Koloni Algoritması [7], bir derede çözünmüş halde bulunan oksijen konsantrasyonunu tahmininde Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması [8], taşkın debilerinin tahmininde Yapay Arı Koloni ve Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması [9] kullanılmıştır.



Şekil 1. Laboratuvar ortamında yapılan çalışmalardan görülen durumlar

Bu çalışmada porozite değeri, ölçülen ultrases hızı, test çekiciyle elde edilen sıçrama sayısı ve beton basınç dayanımı gibi parametreler kullanılarak modelleme yapabilmek için çeşitli regresyon denklemleri içindeki katsayılar optimize edilmektedir. Teknik literatürdeki yöntemlerden farklı olarak bu çalışmada kullanılan regresyon bağıntılarının minimum hatayı (ortalama karesel hata) verecek şekilde düzenlenerek katsayılarının optimizasyonunda sezgisel algoritmalar olan Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO) ve JAYA algoritmaları kullanılmıştır.

## 2. Yöntem

Çalışmada numunenin porozite değeri, ölçülen ultrases hızı ve test çekiciyle elde edilen sıçrama sayısı bağımsız değişkenler, beton basınç dayanımı ise bağımlı değişken olarak dikkate alınmıştır. Laboratuvarımızda yapılan deneylere ilişkin verilerin istatistiksel bilgileri Tablo 1'de görülmektedir.

Tablo 1. Verilere ilişkin istatistiksel bilgiler

	En küçük Değer	En Büyük Değer	Ortalama	Standart Sapma	Varyasyon Katsayısı	Korelasyon
Boşluk Oranı	0.008	0.079	0.17	0.046	58.362	-0.838
Dalga Hızı (m/s)	3625	4284.636	5017	342.35	7.99	0.826
Sıçrama Sayısı	16.5	26.823	37	4.476	16.688	0.859
Basınç Dayanımı (MPa)	26.89	38.319	51.53	5.744	14.99	1

Bağımsız değişkenlerle, bağımlı değişkenin modellenmesinde kullanılan regresyon denklemleri sırasıyla; doğrusal, üs, üstel, karesel, s, ters ve Ln fonksiyonları üç bağımsız değişken için aşağıda verilmektedir.

$$y_{doğrusal} = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 \quad (1)$$

$$y_{üs} = w_0 \cdot x_1^{w_1} \cdot x_2^{w_2} \cdot x_3^{w_3} \quad (2)$$

$$y_{üstel} = w_0 + \exp(w_1 + w_2x_1 + w_3x_2 + w_4x_3) \quad (3)$$

$$y_s = \exp\left(w_0 + \frac{w_1}{x_1} + \frac{w_2}{x_2} + \frac{w_3}{x_3}\right) \quad (4)$$

$$y_{ters} = w_0 + \frac{w_1}{x_1} + \frac{w_2}{x_2} + \frac{w_3}{x_3} \quad (5)$$

$$y_{Ln} = w_0 + w_1 \ln(x_1) + w_2 \ln(x_2) + w_3 \ln(x_3) \quad (6)$$

$$y_{karesel} = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + w_4 x_1 x_2 + w_5 x_1 x_3 + w_6 x_2 x_3 + w_7 x_1^2 + w_8 x_2^2 + w_9 x_3^2 \quad (7)$$

Çalışmada yukarıdaki denklemlerin katsayılarının algoritmalarla belirlenmesi sürecinde amaç fonksiyonu olarak ortalama karesel hatanın (MSE) minimizasyonu olarak seçilmiştir. Ortalama karesel hata, D deneysel sonucu, T ise bağıntıyla tahmin edilen sonucu göstermek üzere:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - D_i)^2 \quad (8)$$

ifadesiyle hesaplanmaktadır. Bununla birlikte dikkate alınan veriler için ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE):

$$RMSE = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - D_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

ortalama mutlak hata (MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_i - D_i| \quad (10)$$

ortalama mutlak hata oranı (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|T_i - D_i|}{D_i} \quad (11)$$

ve belirleme katsayısı ( $R^2$ ) değerleri:

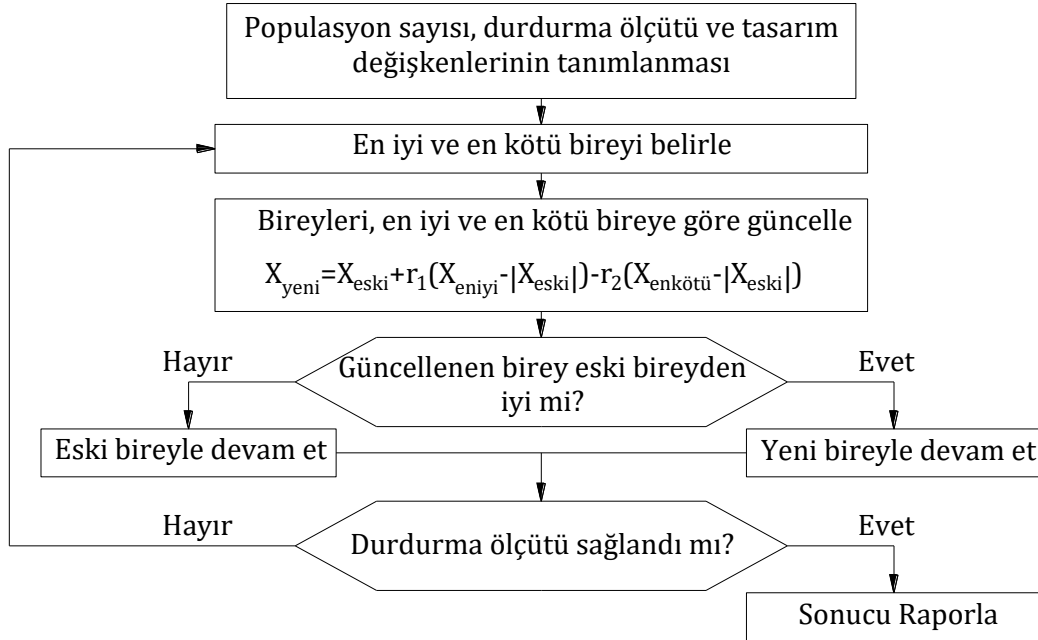
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_i - D_i)^2}{\sum_{i=1}^N (T_i - \bar{T})^2} \quad (12)$$

bağıntıları kullanılmak suretiyle hesaplanmış ve bulgular kısmında çizelge halinde sunulmuştur.

Verilerin %80'i katsayıların optimizasyonunda kullanılmıştır. Geri kalan %20'si optimizasyon sürecinde kullanılmayıp, geliştirilen modelin test edilmesinde kullanılmaktadır. Böylece optimizasyonda kullanılmayıp dışarıdan girilen veriler için modelin başarımı denetlenmiştir.

## 2.1. Jaya Algoritması

JAYA Algoritması en iyi çözüme ulaşarak zafer kazanmaya çalışan bu özelliğiyle Sanskritçede zafer anlamına gelen bir kelime olan JAYA ile adlandırılan bir algoritmadır. Algoritma başarıya ulaşmak için sürekli iyi çözümlere yaklaşmaya, başarısızlıktan uzaklaşmak için ise kötü çözümlerden uzaklaşmaya çalışmaktadır. Sözkonusu algoritmaya ilişkin ayrıntılı bilgiye kaynak [10]'dan ulaşılabilir. JAYA algoritmasına ilişkin akış diyagramı Şekil 2'de verilmektedir.

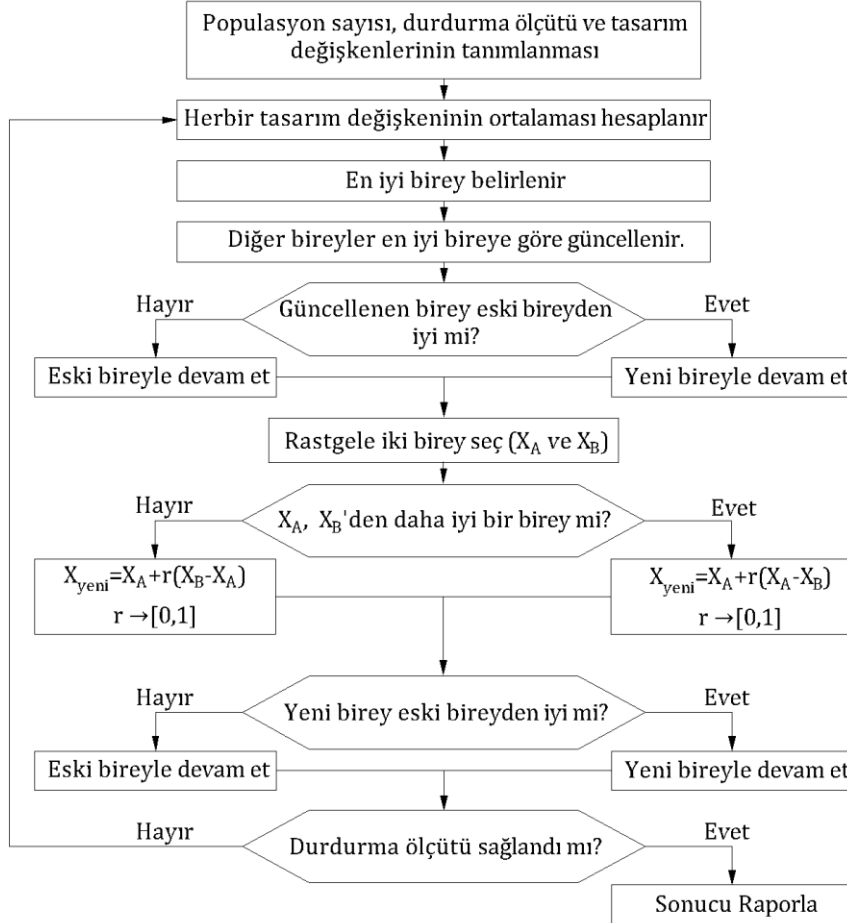


Şekil 1. JAYA algoritması akış diyagramı

## 2.2. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması

Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması, öğretmenin sınıftaki öğrenciler üzerindeki etkisini taklit eden sezgisel bir algoritma olduğu

bilinmektedir. Söz konusu algoritmaya ilişkin ayrıntılı bilgiye kaynak [11-12]'den ulaşılabilir. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasına ilişkin akış diyagramı Şekil 3'de verilmektedir.



Şekil 3. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması Akış Diyagramı

## 3. Bulgular

Yazılım MATLAB programlama dilinde kodlanmıştır. Fonksiyonlarda optimize edilecek tasarım değişkeni sayısı farklı olduğundan herbiri için tasarım değişkeni sayısına göre maksimum iterasyon sayısı belirlenmiştir. Ayrıca JAYA algoritması herbir iterasyonda 1 amaç fonksiyonu değerlendirmesi yaparken, Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması iki adet amaç fonksiyonu değerlendirmesi yapmaktadır. Durum böyle olunca Jaya algoritmasının iterasyon sayısı iki katına çıkarılmıştır. Her bir tasarım değişkeni için 20000 amaç fonksiyonu değerlendirilmesi baz alınarak iterasyon sayıları belirlenmiştir. Her iki algoritmada da popülasyon boyutu 20 alınmıştır. Buna göre fonksiyon tiplerine göre algoritmaların iterasyon sayıları Tablo 3'de verilmektedir.

Tablo 3. Fonksiyon tiplerine göre algoritmaların iterasyon sayıları

Fonksiyon Türü	İterasyon Sayısı	
	JAYA Algoritması	TLBO Algoritması
Doğrusal	4000	2000
Üs	4000	2000
Üstel	5000	2500
Karesel	10000	5000
S fonksiyonu	4000	2000
Ters Fonk.	4000	2000
Ln Fonksiyonu	4000	2000

Algoritmalarla herbir fonksiyon türü için 20 şer bağımsız koşum gerçekleştirilmiş ve bu bağımsız koşullardan elde edilen en iyi sonuçlar Jaya Algoritması için Tablo 4.'de, Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması için Tablo 5.'de verilmektedir.

**Tablo 4.** Jaya Algoritmasıyla elde edilen en iyi hata değerleri

	Optimizasyon Veri Seti					Test Veri Seti		
	Jaya Algoritması							
	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2	MSE	MAPE	R2
Doğrusal	3.6848	1.9196	1,5930	0,0417	0,8930	8.6069	0.0663	0.6681
Üs	3,6151	1,9013	1,5628	0,0413	0,8950	8,4647	0,0697	0,6736
Üstel	3,4474	1,8567	1,5528	0,0411	0,8999	8,0762	0,0659	0,6886
Karesel	<b>3.4208</b>	<b>1.8495</b>	<b>1.5168</b>	<b>0.0396</b>	<b>0.9007</b>	8.3076	0.0657	0.6797
S fonksiyonu	4.8163	2.1946	1.8129	0.0483	0.8602	9.3452	0.0720	0.6397
Ters Fonk.	5.4921	2.3435	1.9101	0.0503	0.8406	9.6914	0.0741	0.6263
Ln Function	4.1431	2.0355	1.7176	0.0454	0.8797	8.4212	0.0674	0.6753

**Tablo 5.** Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasıyla elde edilen en iyi hata değerleri

	Optimizasyon Veri Seti					Test Veri Seti		
	Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması							
	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2	MSE	MAPE	R2
Doğrusal	3.6847	1.9196	1.5930	0,0417	0.8930	8.6046	0.0663	0.6682
Üs	3.6150	1.9013	1.5637	0.0413	0.8950	8.4592	0.0697	0.6738
Üstel	3.4325	1.8527	1.5420	0.0407	0.9003	8.1880	0.0661	0.6843
Karesel	<b>3.2965</b>	<b>1.8156</b>	<b>1.4848</b>	<b>0.0391</b>	<b>0.9043</b>	8.0925	0.0654	0.6880
S fonksiyonu	4.8145	2.1942	1.8126	0.0483	0.8602	9.3219	0.0719	0.6406
Ters Fonk.	5.4921	2.3435	1.9100	0.0503	0.8406	9.6838	0.0741	0.6266
Ln Function	4.1431	2.0355	1.7176	0.0454	0.8797	8.4170	0.0673	0.6755

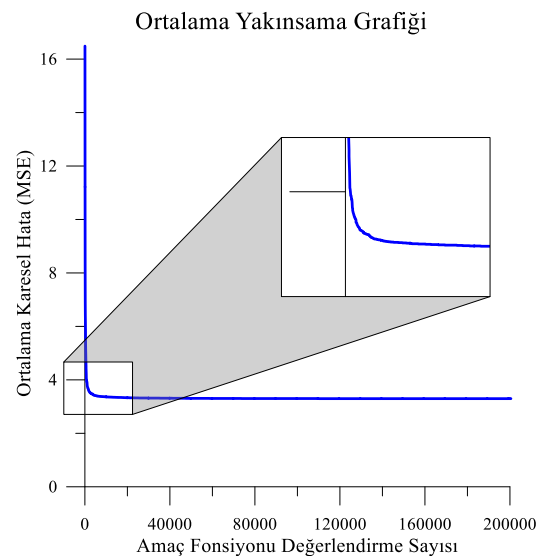
Elde edilen sonuçlar incelendiğinde her iki algoritmayla elde edilen en küçük ortalama karesel hata değerinin de karesel fonksiyon kullanılarak bulunduğu anlaşılmaktadır. Durum böyle olunca söz konusu verileri temsil eden en iyi modelin karesel fonksiyon olduğu görülmektedir. Ayrıca belirleme katsayıları incelendiğinde de karesel fonksiyonun en yüksek değere sahip olduğu görülmektedir.

Diğer taraftan Öğrenme-Öğretme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasıyla elde edilen ortalama karesel hata değerinin, Jaya Algoritmasıyla elde edilenden küçük bir miktar daha düşük olduğu görülmektedir. Karesel fonksiyonda, Öğrenme-Öğretme Tabanlı Optimizasyon Algoritması kullanılarak gerçekleştirilen 20 bağımsız koşumun en küçük ortalama karesel hatayı veren koşum için belirlenen katsayıları aşağıdaki Tablo 6.'da verilmektedir. Bu tabloda  $x_1$  porozite değerini,  $x_2$  ultrasonik test yöntemiyle elde edilen dalga geçiş hızı,  $x_3$  test çekicisiyle elde edilen sıçrama sayısını temsil etmektedir.

Karesel fonksiyon için, Öğrenme-Öğretme Tabanlı Optimizasyon Algoritması kullanılarak gerçekleştirilen 20 bağımsız koşumun ortalama yakınsama grafiği Şekil 4.'de görülmektedir.

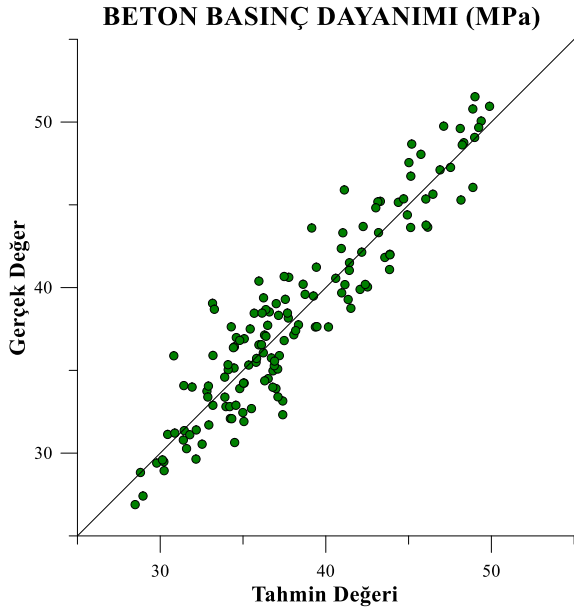
**Tablo 6.** Karesel fonksiyon için Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasıyla elde edilen optimum katsayılar

Fonksiyon			
$y_{karesel} = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + w_4x_1x_2$			
$+w_5x_1x_3 + w_6x_2x_3 + w_7x_1^2 + w_8x_2^2 + w_9x_3^2$			
Katsayılar			
$w_0$	0.32199964	$w_5$	0.01875103
$w_1$	-0.43909813	$w_6$	-1
$w_2$	0.31796247	$w_7$	0.21323478
$w_3$	0.25089190	$w_8$	0.52411896
$w_4$	-0.19248456	$w_9$	0.60092705

**Şekil 4.** Ortalama Yakınsama Grafiği

Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması kullanılarak karesel fonksiyon modeliyle tahmin

edilen dayanımlarla gerçek değerlerin karşılaştırma grafiği Şekil 5.'de verilmektedir.



**Şekil 5.** Karesel fonksiyon modeliyle tahmin edilen dayanımlarla gerçek değerlerin karşılaştırma grafiği

#### 4. Sonuç

Elde edilen bulgular değerlendirildiğinde kullanılan regresyon denklemlerinden en küçük ortalama karesel hata değeri karesel fonksiyon ile elde edilmiştir. En kötü hata değeri ise ters fonksiyon için belirlenmiştir. Durum böyle olunca söz konusu verileri temsil eden en iyi modelin karesel fonksiyon olduğu görülmektedir. Ayrıca belirleme katsayıları incelendiğinde de karesel fonksiyonun en yüksek değere sahip olduğu görülmektedir. Belirleme katsayısının elde edilen 0.9043 değeri geliştirilen modelin bağlı değişken ile bağımsız değişkenler arasında yeterli geçerlilikte bir ilişki kurabildiğini göstermektedir. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması ve JAYA Algoritması karşılaştırıldığında bu iki algoritmadan Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritmasının daha düşük hata değerine ve daha yüksek belirleme katsayısına (R2) ulaşabildiği görülmektedir.

#### Teşekkür

Bu çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Biriminin FAY-2016-5429 nolu projesiyle desteklenmiştir.

#### Kaynakça

- [1] Ni, H. G., & Wang, J. Z. (2000). Prediction of compressive strength of concrete by neural networks. *Cement and Concrete Research*, 30(8), 1245-1250.
- [2] Topcu, I. B., & Sarıdemir, M. (2008). Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy

- logic. *Computational Materials Science*, 41(3), 305-311.
- [3] Yuan, Z., Wang, L. N., & Ji, X. (2014). Prediction of concrete compressive strength: Research on hybrid models genetic based algorithms and ANFIS. *Advances in Engineering Software*, 67, 156-163.
- [4] Nikoo, M., Torabian Moghadam, F., & Sadowski, Ł. (2015). Prediction of concrete compressive strength by evolutionary artificial neural networks. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2015.
- [5] Yu, Y., Li, W., Li, J., & Nguyen, T. N. (2018). A novel optimised self-learning method for compressive strength prediction of high performance concrete. *Construction and Building Materials*, 184, 229-247.
- [6] Uzlu, E., Kömürcü, M. İ., Kankal, M., Dede, T., & Öztürk, H. T. (2014). Prediction of berm geometry using a set of laboratory tests combined with teaching-learning-based optimization and artificial bee colony algorithms. *Applied Ocean Research*, 48, 103-113.
- [7] Öztürk, N., Şentürk, H.B., Gündoğdu, A., & Duran, C., (2014). Cd(II)'nin İçme Suyu Arıtma Tesisi Atık Çamuru Üzerine Adsorpsiyonu: Modelleme ve Optimizasyon, 7. *Ulusal Analitik Kimya Kongresi Bildiriler Kitabı*, 234-234.
- [8] Bayram, A., Uzlu, E., Kankal, M., & Dede, T. (2015). Modeling stream dissolved oxygen concentration using teaching-learning based optimization algorithm. *Environmental Earth Sciences*, 73(10), 6565-6576.
- [9] Anılan, T., Uzlu, E., Kankal, M., & Yüksek, O. (2018). The estimation of flood quantiles in ungauged sites using teaching-learning based optimization and artificial bee colony algorithms. *Scientia Iranica*, 25(2), 632-645.
- [10] Rao, R. (2016). Jaya: A simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 7(1), 19-34.
- [11] Rao, R. V., Savsani, V. J., & Vakharia, D. P. (2011). Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems. *Computer-Aided Design*, 43(3), 303-315.
- [12] Rao, R. V., Savsani, V. J., & Vakharia, D. P. (2012). Teaching-learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems. *Information sciences*, 183(1), 1-15.