

Kıyıya Dik Kum Barlarının Bitiş Noktasının Yapay Zeka Yöntemleriyle Tahmini

Mert SABANCIOĞLU^{1*}, Fatih ÜNEŞ², Mustafa DEMİRCİ³, Bestami TAŞAR⁴, Yunus Ziya KAYA⁵

^{1,2,3,4} İnşaat Mühendisliği, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İskenderun Teknik Üniversitesi, Hatay, Türkiye
⁵ İnşaat Mühendisliği, Mühendislik Fakültesi, Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Osmaniye, Türkiye

*¹msabancioglu.lee22@iste.edu.tr, ²fatih.unes@iste.edu.tr, ³mustafa.demirci@iste.edu.tr, ⁴bestami.tasar@iste.edu.tr,
⁵yunuszkaya@osmaniye.edu.tr

(Geliş/Received: 27/12/2023;

Kabul/Accepted: 10/07/2024)

Öz: Kıyıya dik katı madde sonucu oluşan kumbar parametrelerinin tahmini, kıyı yapılarının tasarımı için oldukça önemlidir. Bu çalışmada, kıyıya dik kum barlarının bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesi (Xs) tahmini için deneysel veriler kullanılmıştır. Deneylerde 5 farklı ortalama tane çapı $d_{50}=0,25, 0,32, 0,45, 0,62$ ve $0,80$ mm ve $1/8, 1/10$ ve $1/15$ olmak üzere 3 farklı taban eğimi kullanılmıştır. Bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesinin tahmini için farklı kıyı eğimleri, farklı tane çaplarındaki kıyı malzemeleri, farklı dalga periyodu ve dalga dikliği girdi parametresi olarak kullanılarak çoklu doğrusal regresyon, destek vektör regresyonu, basit üyelik fonksiyonları ve bulanık kural oluşturma tekniği (Simple Membership Functions and Fuzzy Rule Generation Technique-SMRGT) ve uyarlamalı ağ tabanlı sistemi yöntemleri ile modeller oluşturulmuştur. Model sonuçlarına göre uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi modelinin diğer iki modele göre daha düşük hata değerleri verdiği ve determinasyon katsayısına göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Kıyıya dik sediment taşınımı, bar parametreleri, bulanık mantık, ANFIS, çoklu doğrusal regresyon, destek vektör regresyonu.

Estimation of Ending points of Cross-Shore Sandbars using Artificial Inteligence Method

Abstract: Estimation of sandbar parameters occurred by cross-shore sediment transport is very important for the design of coastal structures. In this study, the experimental data utilized to estimate the distance of the ending point of cross-shore sandbars (Xs). In the experiments, 5 different average grain diameters $d_{50}=0.25, 0.32, 0.45, 0.62$ and 0.80 mm and 3 different base slopes of $1/8, 1/10$ and $1/15$ were used. Multiple linear regression, Sequential Minimal Optimization algorithm for support vector machine Regression, Simple Membership Functions and Fuzzy Rule Generation Technique (SMRGT) and Adaptive neuro fuzzy inference system were used to estimate the ending point of cross-shore ending bars to the shoreline using input parameters as different coastal slopes, different sediment diameters, different wave periods and wave steepness. According to the model results, it was seen that the adaptive network-based fuzzy inference system model was more successful than the other three models with lower error values and higher coefficient of determination.

Key words: Cross-shore sediment transport, bar parameter, fuzzy logic, ANFIS, multi linear regression, support vector regression.

1. Giriş

Kıyılarda sediment taşınımı kıyı yapıları tasarımı için oldukça önemlidir. Kıyı yapılarının tasarımında dalga yüksekliği, dalga boyu, dalga periyodu, kıyı taban eğimi ve kıyı yatağının materyal özellikleri oldukça önemli parametrelerdir. Kıyıya dik sediment taşınımı sonucu oluşan barların davranışını anlamak ve parametrelerini tahmin etmek kıyı yönetimi ve kıyı mühendisliği için büyük önem taşır. Ayrıca, bu parametrelerin doğru tahmini sayesinde kıyılarda oluşabilecek erozyonlar engellenebilir veya etkileri azaltılabilir.

Birçok araştırmacı kıyıya dik sediment taşınımı ve kıyı özellikleri üzerine çalışmışlardır [1-5]. Kıyı profilleri, [6-9] tarafından sınıflandırılmıştır. Sunamura ve Kiyoshi [10], tarafından dalga kırılma bölgesinde iç-dış kıyı bölgesinde kum taşınımını tanımlayan bir model sunmuşlardır. Bu model, net taşınımın bir denge durumuna ulaştığı fiziksel düşünceye dayanır. Araştırmacılar, kıyı eğiminin başladığı yerden topografyanın yer değişimini temel alan bir kıyı sınıflandırması önerdiler. Larson vd. [11], erozyon ve sedimentasyon profilleri üzerine çalışmalar yaptılar ve erozyon ve sedimentasyon kriterleri için deneysel veri kullanarak önceki çalışmalarda elde edilen deney verilerinden kıyı profili parametrelerini elde ettiler. Watanabe vd. [12], kıyıya dik katı madde taşınımını tahmin etmek için 3 boyutlu model üretti. Larson [13], düzenli dalgaların etkisi altında kıyıya dik profillerindeki katı madde taşınımını ve kıyı profilini hesaplamak için sayısal bir model geliştirdi. Hsu [14], çalışmasında kıyı profillerinin denge durumunu kıyıya dik hareket eden dalgaların değişken açılarının sebep

* Sorumlu yazar: msabancioglu.lee22@iste.edu.tr. Yazarların ORCID Numarası: ¹ 0009-0007-5617-4076, ² 0000-0001-5751-6970, ³ 0000-0002-3249-2586, ⁴ 0000-0003-4842-3937, ⁵ 0000-0002-4357-9177

olduğu çıkarımını yapmıştır. Ruessink vd. [15] uzaktan algılama metodu ile yakın kıyı bölgesindeki bar tepelerinin uzun süreli değişimini incelemiştir. Günaydın ve Kapdaşlı [16] tane çapının 0,35mm ve kıyı eğiminin 0,2 olduğu bir model ile kıyı erozyonunun karakteristiğini incelemiştir. Günaydın ve Kapdaşlı [17], çalışmada fiziksel model kullanarak dalga etkili iç kıyı barlarının geometrik karakteristiğini incelemiştir. Kömürcü vd. [18], deneysel çalışmalardan elde ettiği bar parametrelerini belirlemek için regresyon analizi yaptı ve bar parametreleri için denklemler üretmiştir. Rózyński [19], Güneybatı Baltık sahillerinde 0,22mm çaplı malzemelerden uzun süreli gözlem değerlerini kullanarak korelasyon analizi yaptı. Özölçer[20], dalga kanalında düzenli dalga ve erozyon profilinin geometrik özelliklerini kullanarak erozyon profilini belirledi. Sonuçlar, deneysel verilere ve daha önce geliştirilen denklemlere uyum sağlamıştır. Demirci ve Aköz [21], fırtına profilini farklı kıyı malzemeleri farklı kıyı eğimleri kullanarak deneysel olarak araştırmışlardır.

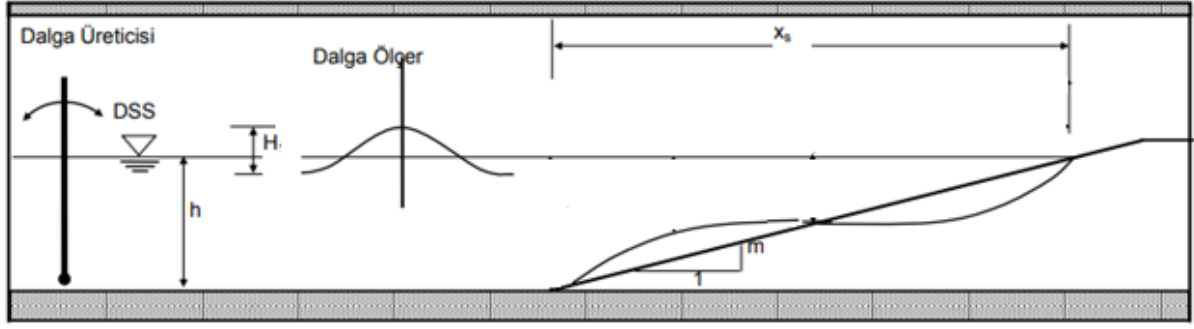
Geçmiş yıllarda, bulanık mantık ve yapay zekâ yöntemleri ile ilgili yapılmış birçok mühendislik çalışması bulunmaktadır [22-30]. Günümüzde veri analizi ve tahmin amaçları için farklı modelleme yöntemleri oldukça önemli hale gelmiştir. Bu bağlamda, yapay zekâ ve veri madenciliği teknikleri, karmaşık veri setlerini anlamak ve geleceği tahmin etmek için önemli bir rol oynamaktadır. Demirci vd. [31] Hatay’da gerçekleştirilen bir çalışmada, aylık toplam yağış miktarı, aylık ortalama sıcaklık ve Kumlu bölgesi yeraltı su seviyesi verilerini kullanarak tahminler yapmıştır. Bu tahminler için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları modelleri kullanılmıştır. Çalışma sonuçları, yapay sinir ağları modelinin daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Taşar vd. [32], çalışmalarında Cambridge havzasındaki günlük buharlaşma miktarı ampirik yöntemlerle ve yapay sinir ağları modellemesi ile tahmin edilmeye çalışmıştır. Ampirik metotlar problemin çözümünde iyi performans göstermiştir. Fakat ampirik yöntemler ile yapay sinir ağları model sonuçları karşılaştırıldığında yapay sinir ağları modeli ampirik yöntemlere göre daha iyi performans elde ettiği gözlemlenmiştir. Üneş vd. [33], Güney Carolina eyaletinde bulunan Hartwell gölünün buharlaşma miktarını ampirik metot ve yapay sinir ağları modeli ile tahmin etmeye çalışmıştır. Bu çalışmada günlük ortalama sıcaklık, rüzgâr hızı, güneş ısınımı ve bağıl nem verileri kullanılmıştır. Ampirik metotlar iyi sonuç verse de yapay sinir ağları modeli daha iyi performans göstermiştir. Dayan vd. [34] çalışmada Patapsco nehri üzerinde bulunan gözlem istasyonundan alınan verileri kullanarak çoklu doğrusal regresyon ve bulanık mantık modeli ile oluşturmuştur. Bulanık Mantık modeli için basit üyelik fonksiyonları ve bulanık kural oluşturma tekniği (Simple Membership Functions and Fuzzy Rule Generation Technique – SMRGT) yöntemi kullanılmıştır. Bu modellerle Patapsco nehri üzerindeki katı madde taşınımını tahmin etmeye çalışmıştır. Bu çalışmada ise en iyi tahmin performansı gösteren bulanık mantık modeli olmuştur. Er vd. [35] çalışmada Alibey barajı için buharlaşma tahmini yapmıştır. Tahmin için çoklu doğrusal regresyon metodu, bulanık mantık modeli ve yapay sinir ağları modeli oluşturmuş ayrıca bulanık mantık modeli için SMRGT metodunu kullanmıştır. Çalışmanın sonucunda bulanık mantık modelinin daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Saplıoğlu ve Acar [36] çalışmada Fırat havzası üzerindeki 3 istasyon bölgesinden elde edilen veri ile uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (Adaptive neuro fuzzy inference system–ANFIS), yapay sinir ağları (YSA) ve çoklu doğrusal regresyon (ÇDR) gibi modellerle Fırat havzasındaki sediment taşınımını tespit etmeye çalışmıştır. Yapılan çalışmada ANFIS modeli YSA ve ÇDR modeline göre daha başarılı sonuç vermiştir.

Bu çalışmada, Demirci [37]’den elde edilen deney verileri kullanılarak kıyıya dik katı madde sonucu oluşan bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesinin tahmini için ÇDR, destek vektör regresyonu (Sequential Minimal Optimization algorithm for support vector machine Regression – SMOReg), bulanık SMRGT ve ANFIS yöntemleri ile modeller oluşturulmuş ve modellerin sonuçları birbirleriyle karşılaştırılmıştır.

2. 2. Materyal ve Yöntem

2.1.Deney Düzenegi

Bu çalışmada Demirci [37]’den elde edilen deney verileri bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesinin tahmini için kullanılmıştır. Toplam 64 veriden oluşan deney sonuçlarının %80’i eğitim, %20’si test olarak ayrılmıştır. Fırtına profili altındaki deneyler 12m uzunluğunda 0,40m genişliğinde ve 0,60m derinliğindeki dalga kanalında gerçekleştirilmiştir. (Şekil 1) Laboratuvar deneyleri ile çeşitli değişkenler kullanılarak farklı senaryolar altında kıyı profilleri incelendi. Kanaldaki dalgalar pedal tipi dalga üreticisi ile üretildi. Deneyler için 0,47s ve 0,83s periyotları arasında düzenli dalgalar üretildi ve 1/8, 1/10 ve 1/15 kıyı eğimlerinde deneyler gerçekleştirildi. Deneylerde 0,25mm, 0,32mm, 0,46mm 0,62mm ve 0,8mm ortalama tane çaplarına sahip 5 farklı malzeme kullanıldı.



Şekil 1. Deney Düzenegi [37].

2.2. Bulanık Mantık

Bulanık Mantık, Zadeh [38] çalışmasına dayanarak geliştirilmiştir. Klasik mantıktan farkı, klasik mantık kesinlik ifade ederken, bulanık mantık kesinlik ifade etmekle birlikte bulanıklık kavramını da kullanır.

Bulanık mantıkta bulanıklaştırma adımı ile üyelik fonksiyonları belirlenir. Üyelik fonksiyonları sözel olarak az, ortalama, çok vb. gibi isimlendirilebilir. Matematiksel olarak üçgen, trapez vb. gibi grafiklerle ifade edilir. Aynı parametre için girilen üyelik fonksiyonlarının kesişim noktaları oluşturur. Diğer parametrelerle bulanık kural tabloları ile birleştirilen üyelik fonksiyonları çıktı değerlerini oluşturur. Durulama işlemi ile sayısal veri elde edilerek mühendislik alanında kullanılabilir hale gelir.

Bu çalışmada üyelik fonksiyonlarının ve bulanık kural tablolarının oluşturulması için SMRGT yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde V_{max} ve V_{min} değerleri bağımlı ve bağımsız değişkenlerin her biri için belirlenir ve değişkenlerin aralıkları belirlenir. Üyelik fonksiyonlarının geometrik şekillerine karar verilir. Bu yöntemde göre üyelik fonksiyonları üçgen veya trapez olarak seçilebilir. Üyelik fonksiyonlarının kesişim aralığını ifade eden birim genişlik (Unit Width–UW) (2) ve genişletilmiş birim genişlik (Enhanced Unit Width–EUW) (3) denklemleri ile hesaplanır. Üyelik fonksiyonlarının tepe noktalarını ifade eden (C_i) ve anahtar (K_i) değerleri ise denklem (4-8) ile hesaplanır Toprak vd. [39].

$$V_R = V_{max} - V_{min} \quad (1)$$

$$U_w = \frac{V_R}{n_u} \quad (2)$$

$$E_{UW} = \frac{3U_w}{2} \quad (3)$$

$$C_i = K_i = \frac{V_R}{2} + V_{min} \quad (4)$$

$$C_{i+1} = K_{i+1} = V_{max} - \left(\frac{V_{max} - K_i}{2}\right) \quad (5)$$

$$C_{i-1} = K_{i-1} = V_{min} + \left(\frac{K_i - V_{min}}{2}\right) \quad (6)$$

$$K_1 = V_{min} + \frac{E_{uw}}{3} \quad (7)$$

$$K_S = V_{max} - \frac{E_{uw}}{3} \quad (8)$$

2.3.Çoklu Doğrusal Regresyon

Çoklu doğrusal regresyon bağımlı değişkenlerin birden fazla bağımsız değişkenle ilişkisini modellemek için kullanılan yöntemdir. Bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi doğrusal bir denklem kurarak ifade eder. Bu denklem sabit sayı ve bağımsız değişkenlerin katsayısından oluşur. Bu denklemin sonucu bağımlı değişkeni tahmin etmemizi sağlar (Denk. 9).

$$y_0 = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_nx_n \quad (9)$$

Bu denklemde “ y_0 ” bağımlı değişkeni, “ $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ ” bağımsız değişkenleri, “ $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \dots \beta_n$ ” bağımsız değişken kat sayılarını ve “ β_0 ” sabit katsayıyı ifade etmektedir.

2.4.Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi

Bu sistem temel olarak bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının birleşimidir. Jang ve Sun [40] tarafından geliştirilmiştir ve Takego-Sugeno bulanık çıkarım sistemine dayanmaktadır. Bu sistemde yapay sinir ağları bağımsız değişkenleri eğiterek bulanık küme, alt küme ve kuralları oluşturur ardından durulama yaparak sayısal çıktı alınmasını sağlar. Bu model 5 katmandan oluşmaktadır.

Birinci tabaka üyelik fonksiyonlarının hesaplandığı ve büyük, çok, orta, küçük ve az vb. gibi izafi isimlendirmelerin yapıldığı tabakadır. Bu tabakaya bulanıklaştırma adı verilir.

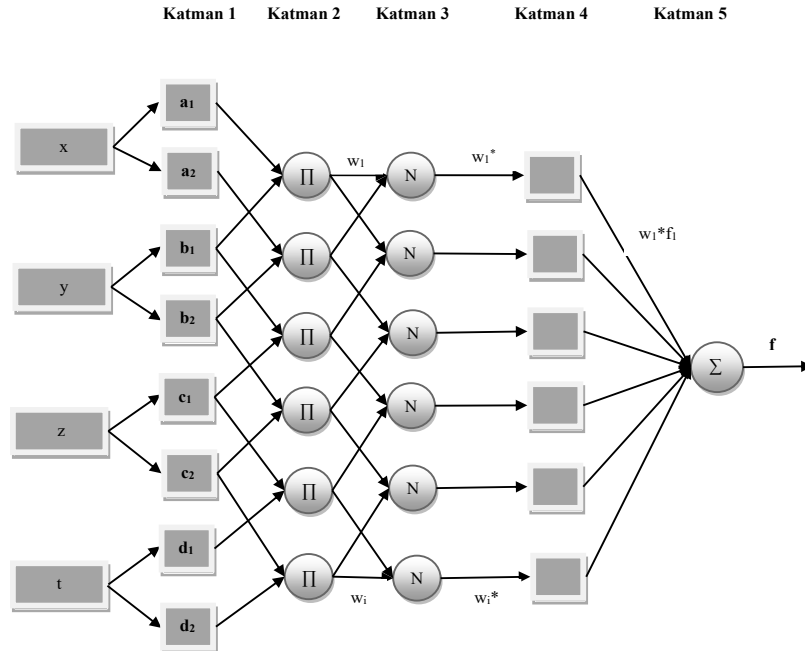
İkinci tabaka kuralların oluşturulduğu katmandır. Bu tabakada giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları ile ilişkisi irdelenir ve bu üyelik fonksiyonlarının belirli kombinasyonu ile çıktı üyelik fonksiyonları ilişkilendirilir.

Üçüncü tabaka normalleştirme tabakasıdır. Kural tablosuna göre girdi değerlerinin oluşturduğu alt kümelerin geometrik toplamı hesaplanır. Hesaplanan geometrik şeklin ağırlık merkezi hesaplanarak çıktı verisi elde edilir.

Dördüncü tabakada ise bulanıklaştırılmış değerlerin birleştirilerek kesin bir değer elde edilir. Bu tabakaya durulama adı verilir.

Beşinci tabaka ise tüm değerlerden gelen kesin değerler birleştirilerek nihai bir sonuç elde edilir. Bu tabakaya çıktı tabakası denir.

Dört giriş ve bir çıkışlı modelinin tabakaların görseli Şekil 2’de gösterilmektedir.



Şekil 2. Dört Girişli Bir Çıkışlı ANFIS Modeli [41].

Bu model açık kaynak kodlu WEKA yazılımı kullanılarak çalışılmıştır. SMOReg yaklaşımı Support Vector Machines (SVM) yaklaşımının bir uygulaması olarak düşünülebilir. Yaklaşımın uygulanmasında, Smola ve Schölkopf [42] esas alınmaktadır. Algoritma seçiminde en popüler WEKA algoritmalarından olan düzenlenmiş SMOReg olarak geçen RegSMOImproved kullanılmıştır. Bu algoritma, Shevade ve Keerthi [43] tarafından geliştirilmiştir. Çalışmada oluşturulan modelde numerik çalışmaya imkân tanıyan çekirdek fonksiyonlarından olan RBF kernel çekirdek fonksiyonu kullanılmıştır.

3. Bulgular

Modellemeler deney verilerinden elde edilen dört bağımsız ve bir bağımlı değişken ile gerçekleştirilmiştir. Bağımsız değişkenler dalga dikliği ($\frac{H_0}{L_0}$), dalga periyodu (T), kıyı yatağı eğimi (m) ve ortalama tane çapından (d_{50}) oluşmaktadır. Bağımlı değişken ise bar bitiş noktasının kıyı çizgisine kadar olan uzaklığı ifade eden (X_s)dir. Toplam 64 veriden oluşan deney sonuçları %80 eğitim, %20 test olarak ayrılmıştır. Modellerde kullanılan bağımlı ve bağımsız değişken korelasyon katsayıları Tablo 1 de verilmiştir.

Bulanık mantık modellemesi için bağımsız değişkenlerden $H_0/L_0, T, m, d_{50}$ ve bağımlı değişken X_s için 5 üyelik fonksiyonu bağımsız değişken m için 3 üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Çalışmada bulanık mantık için SMRGT yöntemi kullanılmıştır. SMRGT ile oluşturulan üyelik fonksiyonları Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 1. Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki çapraz korelasyon değerleri.

	$d_{50}(m)$	m	$T(sn)$	H_0/L_0	$x_s (m)$
$d_{50}(m)$	1				
m	0,09035	1			
$T(sn)$	-0,413	-0,0391	1		
H_0/L_0	0,47827	0,00039	-0,8704	1	
$x_s (m)$	-0,2676	-0,8857	-0,1104	0,16824	1

Tablo 2. SMRGT yöntemi üyelik fonksiyonu sınır değerleri.

	H_0/L_0	T	m	d_{50}	X_s
V_{min}	0,07	0,47	0,067	0,25	1,05
V_{max}	0,26	0,83	0,125	0,8	2,99
V_R	0,19	0,36	0,058	0,55	1,95
n_u	8	8	4	8	8
U_w	0,02375	0,045	0,0145	0,06875	0,24
O	0,011875	0,0225	0,00725	0,03437	0,12
E_{uw}	0,035625	0,0675	0,02175	0,10312	0,365
$C_i - 1$	0,1175	0,56	-	0,3875	1,54
C_i	0,265	0,65	0,096	0,525	2,02
$C_i + 1$	0,2125	0,74	0,07425	0,6625	2,51
K_1	0,081875	0,4925	0,11775	0,7656	1,17
K_s	0,248125	0,8075	-	0,2844	2,87

Elde edilen veriler gözlemlenerek 120 tane bulanık kural tablosu oluşturulmuştur. Bulanık kural tablosu oluşturulurken genel olarak SMRGT yöntemi kullanılmıştır fakat deneysel veriler gözlemlendiğinde dalga dikliği ve dalga periyodu kendi arasında ters orantılıdır. Bu sebeple ikisinin de “Çok Yüksek ve Çok Yüksek” veya “Çok Az ve Çok Az” gibi olduğu durumlar bulunmadığından bu gibi durumlar kural tablosuna eklenmemiştir.

ANFIS modelinde bulanık kümeleri elde etmek için jenerasyon bulanık çıkarım sistemi “Grid Partition” kullanılmıştır. Girdi üyelik fonksiyon sayıları “2x2x2x2” ve üyelik fonksiyonu tipi “gbell” seçilmiştir. Çıktı üyelik fonksiyon tipi ise sabit seçilmiştir.

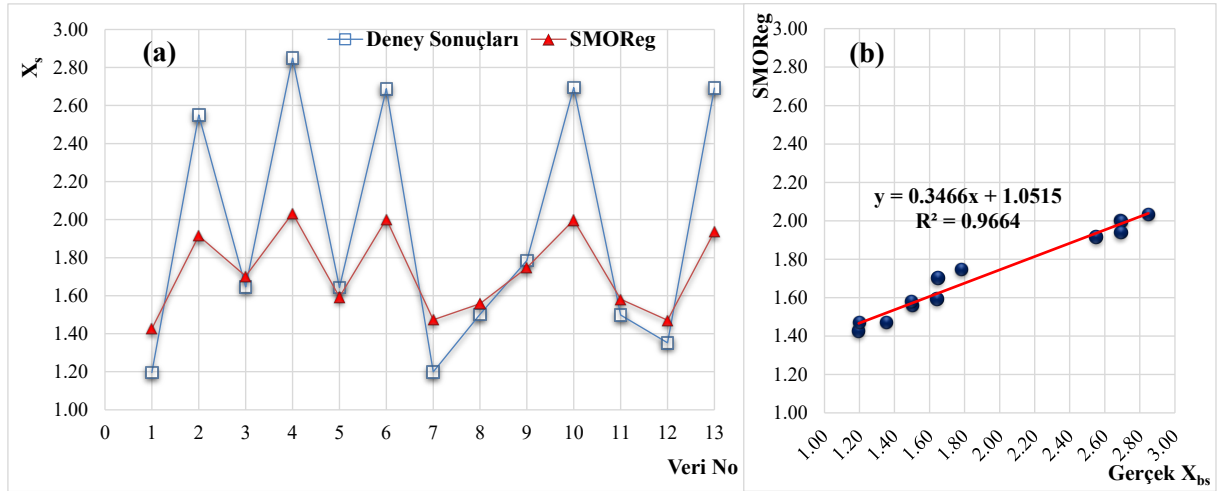
Ayrıca ortalama tane çapı(d_{50}), kıyı yatağı eğimi (m), dalga periyodu (T), dalga dikliği ($\frac{H_0}{L_0}$) bağımsız değişkenleri ve bar bitiş noktasının kıyıya uzaklığı (X_s) bağımlı değişkeni kullanılarak ÇDR modeli oluşturulmuştur. Model sonunda bağımsız değişken katsayıları ve sabit sayı Denk.10’da verilmiştir.

$$X_s = 3,41 - 1010,81d_{50} - 18,73m + 0,21T + 3,53\left(\frac{H_0}{L_0}\right) \quad (10)$$

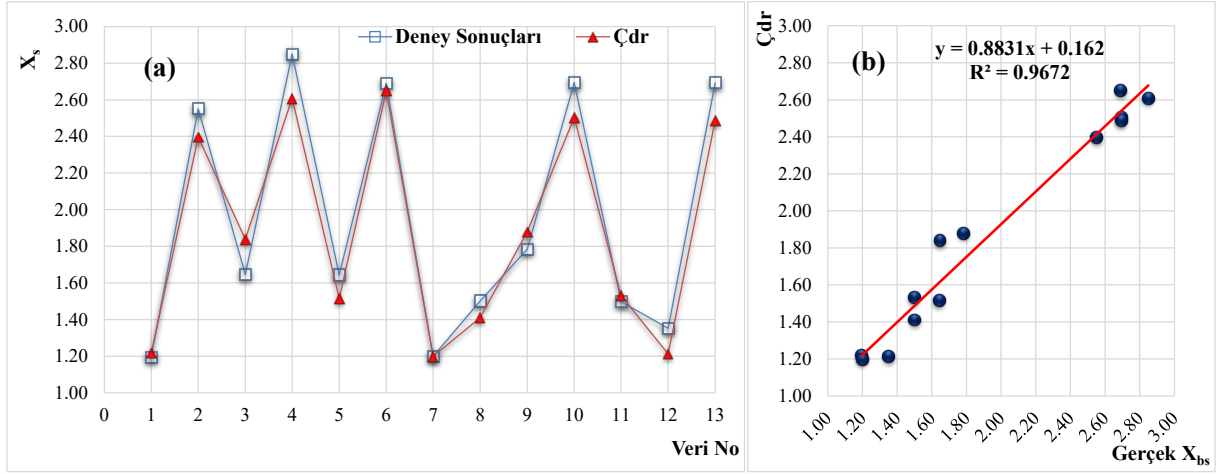
Bu çalışmada ÇDR, Bulanık SMRGT, uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve SMOREG ile modelleme yapılmıştır. Toplam 64 veriden oluşan deney sonuçları %80 eğitim, %20 test olarak ayrılmıştır. Yapılan modellemelerin test verileri üzerinden elde edilen istatistiksel değerleri Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3.Modellerin Performans Değerleri.

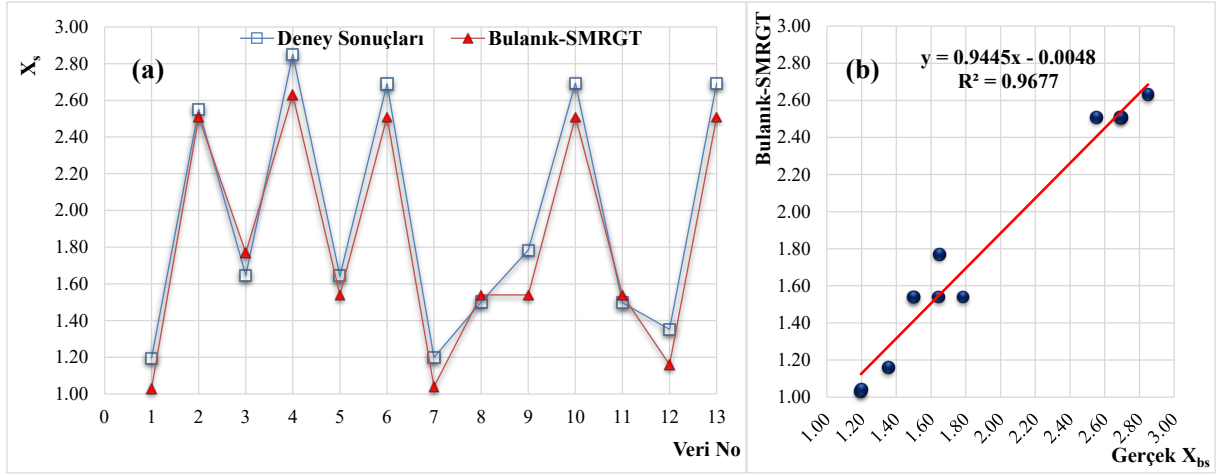
	SMOReg	Çoklu Doğrusal Regresyon	Bulanık SMRGT	ANFIS
MAE	0,346	0,118	0,144	0,078
MSE	0,267	0,088	0,094	0,078
RMSE	0,517	0,297	0,306	0,279
R²	0,9664	0,9672	0,9677	0,9794



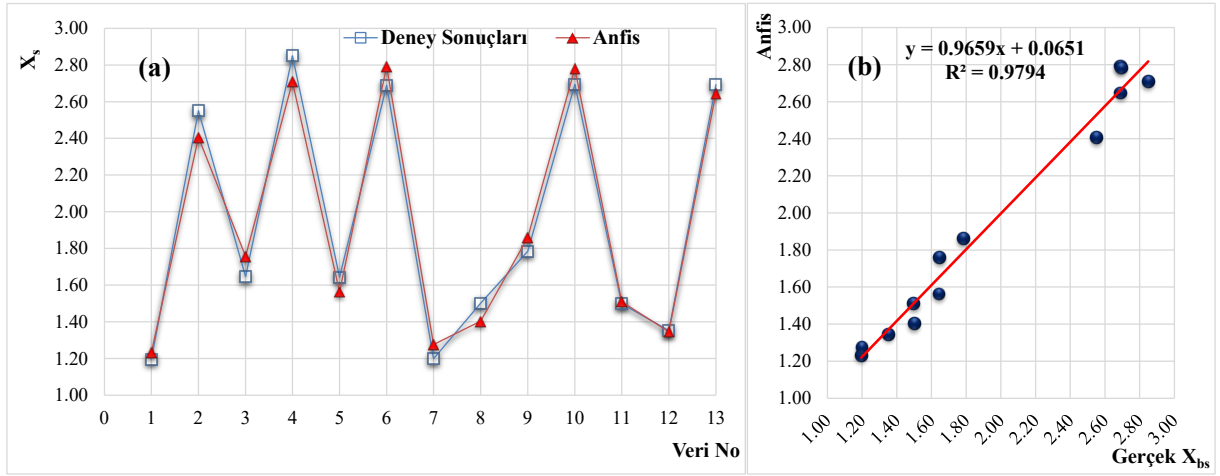
Şekil 3. SMOReg modeline ait (a) Dağılım ve (b) Saçılım Grafikleri.



Şekil 4. ÇDR modeline ait (a) Dağılım ve (b) Saçılım Grafikleri.



Şekil 5. Bulanık SMRGT modeline ait (a) Dağılım ve (b) Saçılım Grafikleri.



Şekil 6. ANFIS modeline ait (a) Dağılım ve (b) Saçılım Grafikleri.

Bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesi (Xs) test verileri için SMOReg modeline ait dağılım ve saçılım grafikleri sırasıyla Şekil 2’de, ÇDR modeline ait dağılım ve saçılım Şekil 3’ te, Bulanık SMRGT modeline ait dağılım ve saçılım grafikleri Şekil 4’te, ANFIS modeline ait dağılım ve saçılım grafikleri Şekil 5’te gösterilmektedir. Şekil 2 incelendiğinde, SMOReg modeli dağılım sonuçlarına göre deney verileri ile model sonuçları arasında düşük bir yakalama oranı olduğu görülmektedir. SMOReg yaklaşımı kullanılarak elde edilen sonuçlara göre determinasyon katsayısının 0,9664 olarak hesaplandığı görülmektedir. ÇDR modeli için Şekil 3’ de ki dağılım grafiği incelendiğinde deney verileri ile tahmin verileri arasında uyum olduğu görülmektedir. Saçılım grafiğine bakıldığında yüksek korelasyon olduğu ve determinasyon katsayısının $R^2=0,9672$ olduğu görülmektedir. Şekil 4’te ki Bulanık SMRGT modeline ait dağılım ve saçılım grafikleri incelendiğinde ÇDR yöntemi ile Bulanık SMRGT yöntemi sonuçları yakın sonuçlar göstermiştir. Deney verileri ile tahmin verileri arasında uyum olduğu görüldüğü ve yüksek determinasyon katsayısı gözlenmiştir. ($R^2=0,9677$). Şekil 5’ te ANFIS modeline ait dağılım ve saçılım grafikleri incelendiğinde ANFIS modeli tahminlerinin diğer modellere göre daha az dağınık olduğu ve yüksek determinasyon katsayısı gözlenmiştir. Tablo 3 incelendiğinde diğer modellerle kıyaslandığında ANFIS model sonuçları ÇDR, Bulanık SMRGT ve SMOReg modellerine göre daha düşük MSE, MAE ve daha yüksek R^2 değerlerine sahip olduğu için bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesi (Xs) tahmininde en iyi sonucu göstermiştir. (MSE = 0,78, MAE=0,78, $R^2=0,9794$).

4. Sonuçlar

Bu çalışmada Demirci [37]’den elde edilen deney verileri bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesi (Xs) tahmini için kullanılmıştır. Toplam 64 veriden oluşan deney sonuçları %80 eğitim, %20 test olarak ayrılmıştır. Bar bitiş noktasının tahmini için bulanık mantık, çoklu doğrusal regresyon ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi modelleri oluşturulmuştur. Bulanık Mantık üyelik fonksiyonları ve kural tablosu için (SMRGT) yöntemi kullanılmıştır. Oluşturulan Bulanık SMRGT, destek vektör regresyonu (SMOReg), Çoklu doğrusal regresyon (ÇDR) ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) modellerinin performans değerlendirmesi için determinasyon katsayısı (R^2), ortalama mutlak hata (MAE), ortalama kare hatası (MSE) ve kök ortalama kare hatası (RMSE) hesaplanmıştır.

Oluşturulan modellerin performans değerlendirmesi neticesinde tüm modeller bar bitiş noktasının kıyı çizgisine olan mesafesi (Xs) tahmininde başarılı olmuştur.

ÇDR yöntemi ile Bulanık SMRGT yöntemi sonuçları birbirine yakın sonuçlar göstermiştir. SMOReg yaklaşımı ise nispeten daha az uyumlu sonuçlar vermiştir.

Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) modelinin diğer üç modele göre daha düşük hata değerleri yüksek determinasyon katsayısına göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Kaynakça

- [1] Saville JT. Scale effects in two dimensional beach studies, Proc. 7th Meeting Int. Assoc. Hydraulic Res, 3, 1957.
- [2] Dean RG. Heuristic models of sand transport in the surf zone, First Australian Conference on Coastal Engineering, Engineering Dynamics of the Coastal Zone, Sydney, NSW: Institution of Engineers, Australia, 1973.
- [3] Noda EK. Equilibrium beach profile scale-model relationship, Journal of the Waterways, Harbors and Coastal Engineering Division 1972, 98(4), 511-528.
- [4] Gourlay, MR. Beaches: profiles, processes and permeability, Coastal Engineering, 1980, 1320-1339.
- [5] Sawaragi T, Ichiro D. On-offshore sediment transport rate in the surf zone, Coastal Engineering, 1980, 1194-1214.
- [6] Johnson JW. Scale effects in hydraulic models involving wave motion, Eos, Transactions American Geophysical Union, 1949, 30(4), 517-525.
- [7] Iwagaki Y, and Hideaki N. Laboratory study of scale effects in two-dimensional beach processes, Coastal Engineering Proceedings, 1962, 8, 14-14.
- [8] Nayak IV. Equilibrium profiles of model beaches, Coastal Engineering, 1970, 1321-1340.
- [9] Hattori M, Ryoichi K. Onshore-offshore transport and beach profile change, Coastal Engineering 1980, 1175-1193.
- [10] Sunamura T, and Kiyoshi H. Two dimensional beach transformation due to waves, Coastal Engineering, 1974, 920-938.
- [11] Larson M, Kraus NC, Byrnes MR. Numerical model for simulating storm-induced beach change, Technical Report US Army Corps of Engineers, 1989.
- [12] Watanabe A, Yoshihiko R, Kiyoshi H. Beach profiles and on-offshore sediment transport, Coastal Engineering 1980, 1106-1121.
- [13] Larson M. Model of beach profile change under random waves, Journal of waterway, port, coastal, and ocean engineering, 1996, 122(4), 172-181.
- [14] Hsu TW. Geometric characteristics of storm-beach profiles caused by inclined waves, Ocean Engineering, 1998, 25(1), 69-84.
- [15] Ruessink BG, Bell PS, Van Enkevort IMJ, Aarninkhof SGJ. Nearshore bar crest location quantified from time-averaged X-band radar images, Coastal Engineering, 2002, 45(1), 19-32.

- [16] Günaydın K, Kabdaşlı MS. Characteristics of coastal erosion geometry under regular and irregular waves, *Ocean Engineering*, 2003, 30(13), 1579-1593.
- [17] Günaydın K, Kabdaşlı MS. Investigation of offshore bar geometry under regular and irregular waves, *Journal of Coastal Research*, 2005, 21(2) 374-382.
- [18] Kömürçü Mİ, Özölçer İH, Yüksek Ö, Karasu S. Determination of bar parameters caused by cross-shore sediment movement, *Ocean engineering*, 2007, 34(5-6), 685-695.
- [19] Różyński, G. Data-driven modeling of multiple longshore bars and their interactions, *Coastal Engineering*, 2003, 48(3), 151-170.
- [20] Özölçer İH. An experimental study on geometric characteristics of beach erosion profiles *Ocean Engineering*, 2008, 35(1), 17-27.
- [21] Demirci M, Aköz MS. An investigation on the formation of submerged bar under surges in sandy coastal region, *China Ocean Engineering*, 2012, 26, 535-546.
- [22] Üneş F, Joksimovic D, Kisi O. Plunging flow depth estimation in a stratified dam reservoir using neuro-fuzzy technique, *Water resources management*, 2015, 29, 3055-3077.
- [23] Kaya YZ, Mamak M, Unes F. Evapotranspiration prediction using MST data mining method, *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 2016, 3(12), 236973.
- [24] Pham QB, Mohammadi B, Moazenzadeh R, Heddam S, Zolá RP, Sankaran A, Anh DT. Prediction of lake water-level fluctuations using adaptive neuro-fuzzy inference system hybridized with metaheuristic optimization algorithms, *Applied water science*, 2023, 13(1), 13.
- [25] Unes F, Yildirim S, Cigizoglu H, Coskun H. Estimation of dam reservoir volume fluctuations using artificial neural network and support vector regression. *Journal of Engineering Research*, 2013, 1(3), 53-74.
- [26] Ghafari H, Hadi AK. Simulation of daily suspended sediment of Roud-Zard River using different machine learning techniques, *Agricultural Engineering*, 2023, 46(1), 101-119.
- [27] Üneş F, Demirci M, Mertcan Z, Taşar B, Varçin H, Kaya YZ. Determination of groundwater level fluctuations by artificial neural networks, *Natural and Engineering Sciences*, 3(3), 35-42.
- [28] Roy DK, Sarkar TK, Biswas SK, Datta B. Generalized daily reference evapotranspiration models based on a hybrid optimization algorithm tuned fuzzy tree approach, *Water Resources Management*, 2023, 37(1), 193-218.
- [29] Üneş F, Demirci M, Zelenakova M, Çalışıcı M, Taşar B, Vranay F, Kaya YZ. River flow estimation using artificial intelligence and fuzzy techniques, *Water*, 2020, 12(9), 2427.
- [30] Üneş F, Demirci M. Generalized regression neural networks for reservoir level modeling, *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking*, 2015, 3, 81-84.
- [31] Demirci M, Unes F, Kaya YZ, Mamak M, Tasar B, & Ispir E. Estimation of groundwater level using artificial neural networks: a case study of Hatay-Turkey, 10th International Conference Environmental Engineering, 2017.
- [32] Taşar B, Unes F, Demirci M, Kaya YZ. Yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak buharlaşma miktarı tahmini, *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 2018, 9(1), 543-551.
- [33] Üneş F, Doğan S, Taşar B, Kaya YZ, Demirci M. The evaluation and comparison of daily reference evapotranspiration with ANN and empirical methods, *Natural and Engineering Sciences*, 2018, 3(3), 54-64.
- [34] Dayan F, Demirci M, Üneş F, Taşar B. Nehirlerdeki katı madde miktarının Bulanık SMGRGT yöntemi ile tahmini, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 2021, 24(4), 294-307.
- [35] Er EE, Unes F, Taşar B. Estimating Dam Reservoir Level Change of Istanbul Alibey Dam with The Fuzzy SMGRGT Method, *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 2022, 5(Özel Sayı), 80-95.
- [36] Saplıoğlu K, Acar R. K-means kümeleme algoritması kullanılarak oluşturulan yapay zeka modelleri ile sediment taşınımının tespiti, *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2020, 9(1), 306-322.
- [37] Demirci M. Kıyıya Dik Profil Değişimlerinin Deneysel İncelenmesi, *Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi*, 2006.
- [38] Zadeh LA. Fuzzy sets. *Information and control*, 1965, 8(3), 338-353.
- [39] Toprak ZF, Toprak A, Aykaç Z. Bulanık SMGRGT yönteminin pratik uygulamaları, *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 2017, 8(1), 123-132.
- [40] Jang JS, Sun CT. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems, *IEEE transactions on Neural Networks*, 1993, 4(1), 156-159.
- [41] Kocabaş H, Üneş F, Taşar B, Cansız ÖF. Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini, *Türkiye Teknoloji ve Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 2023, 4(2), 82-101.
- [42] Smola AJ, Schölkopf B. A tutorial on support vector regression, *Statistics and computing*, 2004, 14, 199-222.
- [43] Shevade SK, Keerthi SS, Bhattacharyya C, Murthy KRK. Improvements to the SMO algorithm for SVM regression, *IEEE transactions on neural networks*, 2000, 11(5), 1188-1193.