

# BELİRGİN DALGA YÜKSEKLİKLERİNİN NEURO-FUZZY YAKLAŞIMI İLE TAHMİNİ: FİLYOS DENİZ YÖRESİ ÖRNEĞİ

**Rıfat TÜR\* ve Can Elmar BALAS**

\*İnşaat Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Akdeniz Üniversitesi, 07058, Antalya  
İnşaat Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Gazi Üniversitesi, Maltepe, 06570, Ankara  
[rifattur@akdeniz.edu.tr](mailto:rifattur@akdeniz.edu.tr) , [cbalas@gazi.edu.tr](mailto:cbalas@gazi.edu.tr)

(Geliş/Received: 13.07.2009 ; Kabul/Accepted: 19.02.2010)

## ÖZET

Belirgin dalga yüksekliğinin ( $H_s$ ) tahmini, yüksek maliyetli Deniz Mühendisliği yapılarının tasarımında ilk ve en önemli aşamayı oluşturmaktadır. Bu çalışmada, literatürde var olan deterministik ve stokastik yöntemlere alternatif oluşturacak bir yaklaşım önerilmiştir. Neuro-Fuzzy yöntemi, Yapay Sinir Ağları (ANN, Artificial Neural Networks) ve Bulanık Mantık (FL, Fuzzy Logic) yöntemlerinin avantajlı yönlerinin kombine olarak kullanıldığı bir yöntemdir. Geliştirilen tahmin modelinde, günlük ortalama  $H_s$  ve belirgin dalga periyodu ( $T_s$ ) verileri kullanılarak günlük  $H_s$  tahmini yapabilmeyen Neuro-Fuzzy modeller önerilmiştir. Önerilen modeller, farklı zaman aralıklarında kaydedilmiş  $H_s$  ve  $T_s$  verilerini kullanmaktadır. Çalışmada, Filyos deniz yöresinde ölçülmüş olan  $H_s$  ve  $T_s$  değerleri, Uyarlamalı Ağ Temelli Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS, Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) ile tahmin edilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçları gerçek dalga verileri ile karşılaştırılmış ve yüksek korelasyon değerlerinin elde edildiği; modellerin eksik dalga verilerinin tahmin edilmesinde verimli olarak kullanılabilceği sonucuna ulaşılmıştır.

**Anahtar kelimeler:** Dalga tahmini, Neuro-Fuzzy yaklaşımı, ANFIS, Filyos, Kıyı yapıları.

## NEURO-FUZZY APPROXIMATION FOR PREDICTION OF SIGNIFICANT WAVE HEIGHTS: THE CASE OF FİLYOS REGION

### ABSTRACT

First and the most important phase of designing high cost coastal structures is to forecast the significant wave height ( $H_s$ ). In this study, an alternative approach to the deterministic and stochastic methods found in literature is proposed. Neuro-fuzzy is a method in which advantages of Artificial Neural Networks (ANN) and Fuzzy Logic (FL) are combined. In the Neuro-Fuzzy models developed in this study, daily significant wave height can be estimated using daily average  $H_s$  and significant wave period ( $T_s$ ) data.  $H_s$  and  $T_s$  data recorded at different time intervals were used in the proposed models. In this study,  $H_s$  and  $T_s$  measured in Filyos region of the Black Sea was estimated by the Adaptive Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS). Predicted results from proposed models were compared with the measured wave data and it is found that high correlation values are obtained. It is thus concluded that the proposed models can efficiently be used to estimate missing wave data.

**Keywords:** Wave Prediction, Neuro-Fuzzy approximation, ANFIS, Filyos, Coastal structures.

### 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

$H_s$ , kıyı yapıları üzerinde oluşan dinamik kuvvetlerin etkinliğini ortaya koyan temel dalga parametresidir. Bu nedenle kıyı yapılarının tasarımında  $H_s$ 'in doğru olarak belirlenmesi büyük öneme sahiptir. Sadece kıyı yapılarının tasarımında değil kıyısız rekreasyon alanlarının tasarımı, kirleticilerin yayılması gibi pek

çok Deniz Mühendisliğini ilgilendiren konuda etkin parametre olarak karşımıza çıkmaktadır.  $H_s$ 'in sahada gözlenmesi veya nümerik modeller geliştirilmesi hem maliyet açısından külfetli hem de zaman açısından kısıtlayıcı olmaktadır. Bununla birlikte sahada ölçüm yapabilmeyen donanımlar dalga parametrelerine ilişkin anlık bilgi sağlarken, ileriye dönük dalga tahmini

yapamamaktadır. Nümerik modeller genellikle spektral enerji veya dalga enerji denge denklemlerini dikkate almakta ve ölçüm verileri ile kalibrasyon gerektirmektedir. Ayrıca önerilebilecek modellerin güvenilirliği, incelenen bölgenin batimetrisinin doğruluğu ile doğrudan ilişkilidir. Belirtilen dezavantajlar nedeni ile literatürde dalga parametrelerinin tahmini üzerine birçok model önerilmiştir.

Geliştirilen modeller genellikle rüzgâr etkenli dalgaların yükseklikleri üzerine yapılmış çalışmalardır. Çalışmalarda  $H_s$ 'in tahmini için dalga kabarma (feç) mesafesi, rüzgâr hızı, esme süresi ve esme yönü gibi parametreler kullanılmaktadır [1-7]. Browne vd. [8] çalışmalarında rüzgâr etkenli soluşan dalgaların yüksekliklerinin tahmininde ANN yaklaşımını uygulamışlar elde edilen sonuçları spektral bir dalga modeli olan SWAN (Simulating Waves Near Shore) ile karşılaştırmışlardır.

$H_s$ 'in, ANN yöntemi kullanılarak tahmin edildiği bazı modellerde, 3 saatlik dalga verilerinden yararlanarak daha sonraki 3, 6, 12 ve 24 saat zaman aralıklarını dikkate alan ileriye dönük dalga yüksekliği tahminleri yapılmıştır [9-11]. Benzer çalışmalarda, bir başka önemli dalga parametresi olan belirgin dalga periyodu da ANN ve ANFIS yöntemi ile tahmin edilmiştir [7, 12].

Tahmin modellerinin doğruluğunun test edilmesi genellikle iki şekilde yapılmaktadır. Bunlardan birincisi elde edilen tahmin verilerinin, sahada ölçülmüş gerçek veriler ile karşılaştırılması şeklindedir. Diğer yöntem ise istatistiksel zaman serisi analiz tekniklerinin kullanılmasıdır. Deo ve Naidu [13] çalışmalarında ANN yöntemi ile elde ettikleri dalga yüksekliği değerlerini Otoresyon (AR, Auto Regression) yöntemi ile test etmişlerdir. Zamani vd. [14] yine aynı şekilde ANN ile yapmış oldukları tahminleri bir zaman serisi modeli olan ARMA (Auto-regressive Moving Average) yöntemi ile karşılaştırmışlardır. Altunkaynak ve Özger [15] Coos Körfezinde ölçülen dalga verilerini Kalman Filtresi ve ANN yöntemi ile analiz etmişler ve elde etmiş oldukları  $H_s$  değerlerini bu iki yöntem ile kıyaslamışlardır. Balas vd. [16] çalışmalarında, sınır ağlarını eksik dalga verilerinin tahminde kullanmışlardır.

Literatürde, karşılaştırma işlemini anlamlı kılan çeşitli istatistiksel performans parametreleri mevcuttur. Bunlardan en sık kullanılanları arasında, ortalama hata karelerinin toplamının karekökü (RMSE, Root Mean Square Error), Ortalama Bağlı Hata (MAE, Mean Absolute Error) ve Korelasyon Katsayısı (R, Correlation Coefficients) bulunmaktadır. Çalışmalarda istatistiksel performans parametrelerinin sonuçları en uygun modelin seçiminde anahtar rol oynamaktadır [17].

Çalışmada, Karadeniz sahilinde yer alan Filyos deniz yöresinde ölçülmüş olan günlük ortalama  $H_s$  ve  $T_s$  verilerinin kullanıldığı bir tahmin modeli önerilmiştir. Geliştirilen beş farklı model, istatistiksel performans parametreleri ile test edilmiştir. Tahmin modelleri yatırım maliyeti çok yüksek olan kıyı yapılarının tasarım aşamasında belirleyici bir unsur olan  $H_s$ 'in seçiminde etkin bir rol oynamaktadır.

## 2. FİLYOS DENİZ YÖRESİ UYGULAMASI (APPLICATION TO FİLYOS REGION)

### 2.1. Filyos Deniz Yöresi (Filyos Region)

Zonguldak İli, Çaycuma İlçesi, Filyos (Hisarönü) Beldesi, Karadeniz kıyılarının Batı bölümünde, Zonguldak merkeze bağlı Türkali Köyü ile Çaycuma İlçesine bağlı Saz Köyü yakınından denize dökülen Filyos Çayı vadisine kurulmuştur. Çalışma kapsamında, Karadeniz sahilinde yer alan 32° 01' 00'' E enlemi, 41° 32' 50'' N boylamı koordinatlarında bulunan Filyos deniz yöresi incelenmiştir (Şekil 1).

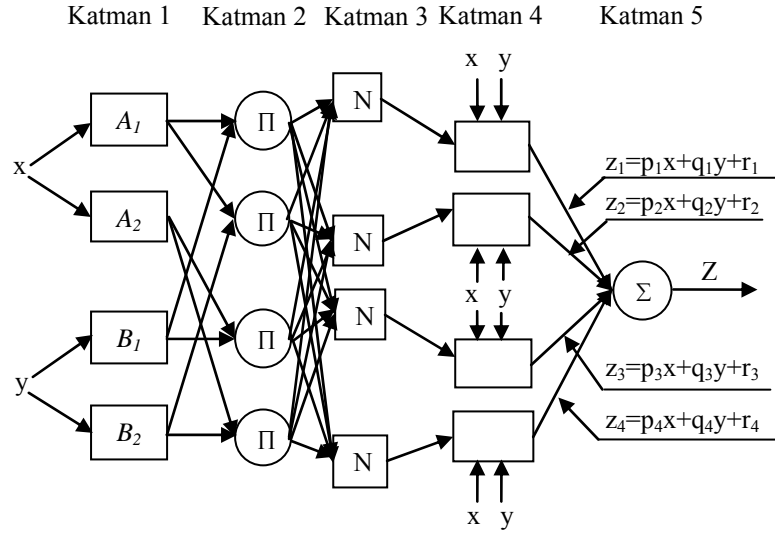


Şekil 1. Filyos Deniz Yöresi (Filyos Region) [18]

### 2.2. ANFIS yöntemi (ANFIS Method)

ANFIS, kolay uygulanabilir eğitim algoritmalarını içeren yapısıyla ANN'yi ve uzman bilgi sistemi ile FL'yi bünyesinde barındıran ve son yıllarda birçok alanda yaygın olarak kullanılan bir yapay zekâ tekniği haline gelmiştir. Bir başka deyişle, ANFIS yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısı olarak tanımlanabilir [19]. Söz konusu ağ yapısı katmanlar halinde yerleştirilmiş ve her biri için ayrı fonksiyonların tanımlandığı düğümlerden oluşmaktadır [20].

Örnek olarak, x ve y gibi iki girişi olan ve z çıkışına sahip bir bulanık çıkarım mekanizması ele alınacak olursa, tipik olarak birinci mertebeden Sugeno bulanık modeline ait iki adet Eğer – O halde (If-Then Rules) kuralı yazılabilir. Bu kurallar;



**Şekil 2.** İki girişli ve dört kurallı bulanık Sugeno modelinin ANFIS yapısı (ANFIS architecture for two-input Sugeno fuzzy model with four rules)

Kural 1: Eğer  $x$   $A_1$  ve  $y$   $B_1$  ise  $O$  halde  $z_1=p_1x+q_1y+r_1$   
Kural 2: Eğer  $x$   $A_2$  ve  $y$   $B_2$  ise  $O$  halde  $z_2=p_2x+q_2y+r_2$

şeklinde ifade edilebilir.

Burada  $p_i$ ,  $q_i$  ve  $r_i$  ( $i = 1, 2$ ) birinci mertebeden Sugeno bulanık modelinin lineer parametreleridir. Şekil 2’de görüldüğü gibi ANFIS yapısı 5 katmana ayrılabilir. Kısaca bu katmanlar açıklanacak olunursa;

Katman 1: her düğüm için üyelik fonksiyonları yardımı ile bulanık kümeye aitlik derecesini belirten üyelik dereceleri hesaplanır.

$$\begin{aligned} R_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), i = 1, 2 \\ R_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), i = 1, 2 \end{aligned} \quad (1)$$

Burada,  $x$ ,  $y$  ve  $i$  düğümündeki deterministik (crisp) girdi değerleri,  $A_i$  ve  $B_i$  bulanık dilsel terimler ve  $\mu_{A_i}$  ve  $\mu_{B_i}$  ise üyelik fonksiyonlarını ifade etmektedir. Literatürde birçok farklı üyelik fonksiyonu tipine rastlanmaktadır.

Genellikle üçgen tip üyelik fonksiyonları basitliklerinden ötürü tercih edilmektedir. Fakat son yıllarda Gauss eğrisi tipindeki üyelik fonksiyonları da yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada da yaygın olarak Gauss tipi üyelik fonksiyonları kullanılmıştır. Örnek olarak çan eğrisi tipi üyelik fonksiyonu aşağıdaki şekilde ifade edilebilir.

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (2)$$

Burada,  $\{a_i, b_i, c_i\}$  Eğer –  $O$  halde bulanık kural yapısının önerme kısmına bağlı olarak üyelik fonksiyonlarının eğriliklerini değiştiren parametrelerdir.

Katman 2: birbirlerini izleyen kuralların gerçekleşme derecelerinin “ve” mantıksal işlemi ile çarpımlarının gerçekleştirildiği katmandır. Eşitlik 3’de çarpım işlemi matematiksel olarak ifade edilmektedir.

$$R_{2,k} = w_k = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_j}(y), k = 1, \dots, 4; \quad i = 1, 2; j = 1, 2 \quad (3)$$

Katman 3: 3.katmandaki  $i$ . düğüm,  $i$ . kuralın gerçekleşme derecesinin, tüm kuralların gerçekleşme derecelerine oranının hesaplandığı katmandır (Eşitlik 4).

$$R_{3,i} = \overline{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^4 w_k} \quad i = 1, \dots, 4 \quad (4)$$

Katman 4: her  $i$ . kuralın toplam çıktı içerisindeki katkısını hesaplandığı katmandır (Eşitlik 5).

$$R_{4,i} = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, \dots, 4 \quad (5)$$

$\overline{w}_i$ , bir önceki katmanın  $i$ . düğümünün çıktı değeridir.

Katman 5: toplam çıkışı hesaplamak üzere kendisine gelen tüm sinyallerin toplandığı düğüm noktasıdır. Bu katmanda bulanık kurallar durulaştırılarak tek bir sayı üretilmektedir.

$$R_{s,i} = \sum_{i=1}^4 \frac{w_i f_i}{\sum_{i=1}^4 w_i} = \frac{\sum_{i=1}^4 w_i f_i}{\sum_{i=1}^4 w_i} \quad (6)$$

### 2.3. Veri Seti (Data Set)

$H_s$  ve  $T_s$ 'in belirlenmesi, sahada ölçülen günlük dalga yüksekliği ve bu dalga yüksekliklerine karşılık gelen periyot verilerinin en yüksek üçte birinin ortalamasının alınması ile elde edilmektedir.  $H_s$  ve  $T_s$  parametreleri, eşitlik (7) ve (8) görüldüğü gibi ifade edilebilir;

$$H_s = \frac{\sum_{i=1}^{N/3} H_i}{N/3} \quad (7)$$

$$T_s = \frac{\sum_{i=1}^{N/3} T_i}{N/3} \quad (8)$$

Tablo 1'de metodun uygulanacağı veri setine ait istatistiksel parametreler görülmektedir. Filyos deniz yöresinde, saha çalışmaları sırasında ölçülen en büyük dalga yüksekliği 4,1 m ve bu dalgaya ait periyot 9,8 sn dir.

**Tablo 1.** Veri setine ait istatistiksel parametreler  
(Statistical parameters of data set)

	Maksimum	Minimum	Ortalama ( $\mu$ )	Standart sapma ( $\sigma$ )
$H_s(m)$	4,115	0,054	0,655	0,583
$T_s(sn)$	9,758	3,573	5,493	0,915

### 3. YÖNTEM (METHOD)

Çalışmada, tahmin işlemini en yüksek doğrulukta yapabilecek modelin belirlenmesi amacı ile Filyos deniz yöresinde ölçülen günlük  $H_s$  ve  $T_s$  değerlerinin girdi değişkeni olarak kullanıldığı 5 farklı model önerilmiştir. Bu amaçla girdi değişkeni olarak seçilen  $H_s$  ve  $T_s$  parametrelerinin farklı kombinasyonları denenmiştir (Tablo 2). Örneğin, Model-1, son üç günlük  $H_s$  verilerinin kullanılarak 4.günün (bir sonraki günün)  $H_s$  değerini tahmin etmektedir. Aynı şekilde, Model-2 tahmin işleminde  $H_s$  verisinin yanında  $T_s$  verisini de kullanan bir modeldir.

**Tablo 2.** Model tipleri (Model Types)

Model Adı	Model Yapısı
Model-1	$H_s^{(t)} = H_s^{(t-3)}, H_s^{(t-2)}, H_s^{(t-1)}$
Model-2	$H_s^{(t)} = H_s^{(t-2)}, H_s^{(t-1)}, T_s^{(t-1)}$
Model-3	$H_s^{(t)} = H_s^{(t-1)}, T_s^{(t-2)}, T_s^{(t-1)}$
Model-4	$H_s^{(t)} = H_s^{(t-2)}, H_s^{(t-1)}$
Model-5	$H_s^{(t)} = H_s^{(t-1)}, T_s^{(t-1)}$

Modellerde iki ayrı girdi değişkenine ait toplam 708 veri kullanılmıştır. Bunlardan yaklaşık %70'lik kısmı sistemin eğitilmesi aşamasında kullanılırken, geriye kalan kısım ise modelin doğruluğunun test edilmesinde kullanılmıştır.

### 4. BULGULAR VE YORUMLAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

Model tipleri, farklı üyelik fonksiyonları ve algoritmalar ile denenmiş ve en iyi sonuçları veren 5 model önerilmiştir.  $H_s$ 'in günlük olarak tahmin edildiği bu çalışmada,  $H_s$  ve  $T_s$  verileri girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır. Modellerden elde edilen tahmin değerleri sahada ölçülmüş gerçek  $H_s$  değerleri ile karşılaştırılmıştır. Buna göre, Tablo 3'de görüldüğü üzere Model-2, Model-3 ve Model-5'in ve diğer modellere kıyasla daha doğru sonuçlar verdiği görülmüştür. Özellikle  $H_s$  ve  $T_s$  değerlerinin girdi değişkeni olarak birlikte işleme konulduğu modellerin sonuçlarının daha yüksek korelasyon değerlerine sahip olduğu görülmektedir.

**Tablo 3.** Test verilerine ait performans değerleri ve korelasyon katsayısı (Performance values and correlation coefficient of test set)

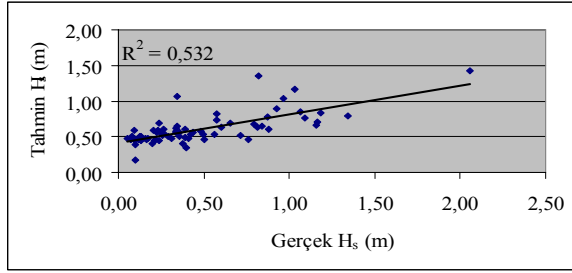
Modeller	Test Performans Parametreleri		
	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
Model-1	0,304	0,265	0,532
Model-2	0,224	0,175	0,809
Model-3	0,155	0,110	0,837
Model-4	0,296	0,247	0,532
Model-5	0,165	0,115	0,819

Modellerin hata oranları karşılaştırıldığında, sadece  $H_s$ 'in girdi değişkeni olarak kullanıldığı Model-1 ve Model-4'de hata oranlarının diğer modellere oranla iki kat olduğu ayrıca, tahminlerde önerilen gecikme miktarının artırılması durumunda hata oranlarının daha da büyüdüğü belirlenmiştir. Şekil 3'de test aşamasında tahmin edilen değerler ile gerçek değerlerin saçılma diyagramları görülmektedir.

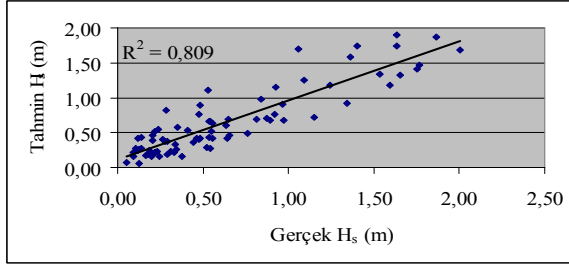
Genellikle dalga parametrelerinin tahmini, ANN, doğrusal olmayan otoregresif modeller (NARX) ve çok katmanlı algılayıcı modeller (MLP) ile yapılmaktadır. Literatürde yer alan benzer çalışmalarda günlük  $H_s$  tahminleri karşılaştırıldığında, önerilen Model-2, Model-3 ve Model-5'in daha yüksek korelasyon ve daha düşük hata değerlerine sahip olduğu görülmektedir (Tablo 4).

Makarynsky vd.'nin [11] önerdiği model bu çalışmada önerilen Model-2, Model-3 ve Model-5'e en yakın girdi değişkeni yapısına sahip olmasına rağmen, kullanılan metodlar farklıdır. Literatürde çoğunlukla ANN yönteminin kullanıldığı, fakat ağ yapısının belirlenmesinde zorlukların olduğu ve birçok deneme-yanılma gerekliliğinden dolayı zaman konusunda da sıkıntılar olduğu bilinmektedir. Çalışmada önerilen ANFIS metodunun ANN'ye

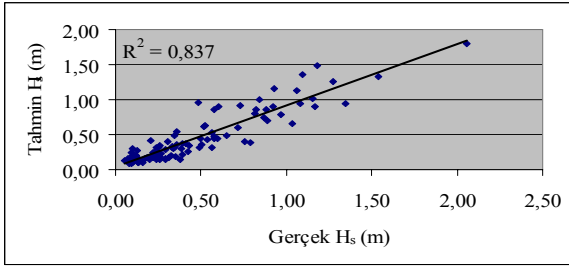
kıyasla daha doğru tahmin sonuçları verdiği görülmektedir (Tablo 4).



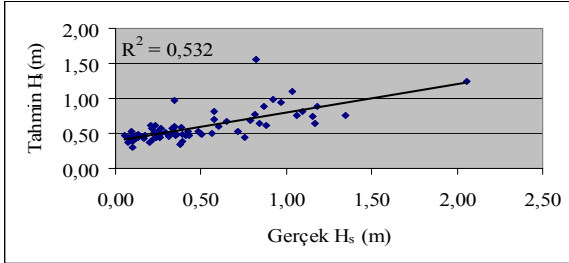
a)



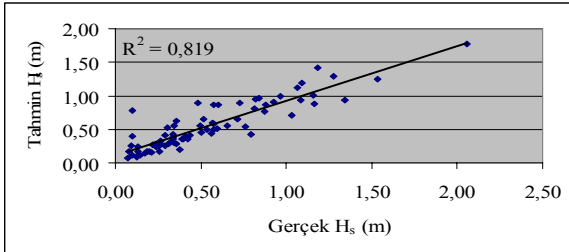
b)



c)



d)



e)

**Şekil 3.** Test verilerine ait saçılma diyagramları, a) Model-1, b) Model-2, c) Model-3, d) Model-4, e) Model-5 (Scatter plot of test set, a) Model-1, b) Model-2, c) Model-3, d) Model-4, e) Model-5)

**Tablo 4.** Benzer çalışmalara ait sonuçlar (Results of similar studies)

Yöntem	Girdi	RMSE	R <sup>2</sup>	Kaynak
ANN	$H_s$	-	0,710	Deo ve Naidu [13]
ANN	$H_s$	-	0,677	Agrawal ve Deo [9]
ANN	$H_s, T_s$	0,750	0,530	Makarynsky vd. [11]
NARX	$H_s$	-	0,730	Mandal ve Prabakaran [21]
MLP	$H_s$	0,352	0,356	Zamani ve Azimian [14]
ANFIS	$H_s, T_s$	0,155	0,837	Çalışmada önerilen ANFIS modeli

## SONUÇLAR (RESULTS)

Yapı maliyeti yüksek ve ekonomik yaşam ömürleri uzun kıyı yapılarının projelendirilmesinde en önemli adımlardan birisi  $H_s$ 'in doğru belirlenmesidir. Kıyı yapılarını gerek statik, gerekse dinamik açıdan zorlayan bu parametre birçok durumda ya yetersiz ya da eksik olarak veri setleri ile belirlenmektedir. Özellikle  $H_s$  ve  $T_s$  verilerindeki eksiklikler projelendirme aşamasında hatalara sebep olmaktadır.  $H_s$ 'in doğru olarak belirlenebilmesi yüksek maliyetli kıyı yapılarının yatırım ve onarım maliyetlerini düşürmektedir.

Çalışma, kıyı yapılarının projelendirilmesi aşamasında bu denli önemli bir parametrenin doğru olarak belirlenmesi aşamasında etkili olmakta, özellikle eksik veri seti ile  $H_s$ 'in değerlendirilmesi gereken durumlarda yüksek doğrulukta ve yüksek korelasyon değerlerine sahip sonuçlar vermektedir.

$H_s$  ve  $T_s$ 'in birlikte kullanıldığı modellerin gerçeğe daha yakın tahmin sonuçları oluşturduğu gözlenirken, sadece  $H_s$ 'e bağlı modellerin tahmin sonuçlarının düşük korelasyona sahip ve gerçek değerlerden daha uzak oldukları belirlenmiştir. Bu çalışmada, diğer yapay zekâ teknikleri ile kıyaslandığında ANFIS daha tutarlı sonuçlar ürettiği sonucuna varılmıştır. Ayrıca,  $H_s$  tahmin modellerinde tahmin yapılan zaman aralığının kısılmasının, tahmin değerlerindeki hataları azaltıcı yönde etki edeceği düşünülmektedir.

## KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. More, A., Deo, M.C., "Forecasting Wind with Neural Networks", **Marines Structures**, Cilt 16, No 1, 35-49, 2003.
2. Mahjoobi, M., Mosabbe, E.A., "Prediction of Significant Wave Height using Regressive Support Vector Machines", **Ocean Engineering**, Cilt 36, No 5, 339-347, 2009.
3. Özger, M., Şen, Z., "Prediction of Wave Parameters by using Fuzzy Logic Approach", **Ocean Engineering**, Cilt 34, No 3-4, 460-469, 2007.
4. Günaydın, K., "The Estimation of Monthly Mean Significant Wave Heights by using Artificial Neural Network and Regression Methods",

- Ocean Engineering**, Cilt 35, No 14-15, 1406-1415, 2008.
5. Hasselmann, K., Barnett, T.P., Bouws, E., Carlson, H., Cartwright, D.E., Enke, K., Weing, J.A., Gienapp, H., Hasselmann, D.E., Krusemann, P., Meerburg, A., Muller, P., Olbers, K.J., Richter, K., Sell, W., Walden, W.H., "Measurements of Wind-Wave Growth and Swell Decay During The Joint North Sea Wave Project (JONSWAP)", **Deutsche Hydrograph**, Zeit, Ergantung-self Reihe, Cilt 12, No A 8, 1973.
  6. Kazeminezhad, M.H., Etemad-Shahidi, A., Mousavi, S.J., "Application of Fuzzy Inference System in The Prediction of Wave Parameters", **Ocean Engineering**, Cilt 32, No 14-15, 1709-1725, 2005.
  7. Mahjoobi, J., Etemad-Shahidi, A., Kazeminezhad, M.H., "Hindcasting of Wave Parameters using Different Soft Computing Methods", **Applied Ocean Engineering**, Cilt 30, No 1, 28-36, 2008.
  8. Browne, M., Castelle, B., Strauss, D., Tomlinson, R., Blumenstein, M., Lane, C., "Near-shore Swell Estimation from A Global Wind-wave Model: Spectral Process, Linear, and Artificial Neural Network Models", **Coastal Engineering**, Cilt 54, No 5, 445-460, 2007.
  9. Agrawal, J.D., Deo, M.C., "On-line Wave Prediction", **Marine Structures**, Cilt 15, No 1, 57-74, 2002.
  10. Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., Ravikant, K., "Neural Networks for Wave Forecasting", **Ocean Engineering**, Cilt 28, No 7, 889-898, 2001.
  11. Makarynsky, O., Pires-Silva, A.A., Makarynska, D., Ventura-Soares, C., "Artificial Neural Networks in Wave Predictions at the West Coast of Portugal", **Computer and Geosciences**, Cilt 31, No 4, 415-424, 2005.
  12. Tsai, C.P., Lin, C., Shen, J.N., "Neural Network for Wave Forecasting among Multi-stations", **Ocean Engineering**, Cilt 29, No 13, 1683-1695, 2001.
  13. Deo, M.C., Naidu, C.S., "Real Time Wave Forecasting using Neural Networks", **Ocean Engineering**, Cilt 26, No 3, 191-203, 1999.
  14. Zamani, A., Solomatine, D., Azimian, A., Heemink, A., "Learning from Data for Wind-wave Forecasting", **Ocean Engineering**, Cilt 35, No 10, 953-962, 2008.
  15. Altunkaynak, Z., Özger, M., "Temporal Significant Wave Height Estimation from Wind Speed by Perceptron Kalman Filtering", **Ocean Engineering**, Cilt 31, No 10, 1245-1255, 2004.
  16. Balas, C.E., Koç, L., Balas, L., "Predictions of Missing Wave Data by Recurrent Neuronets", **Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering**, Cilt 130, No 5, 256-265, 2004.
  17. Nayak, P.C., Sudheer, K.P., "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation for Reservoir Inflow Forecasting", **Hydrological Processes**, Cilt 22, No X, 827-841, 2008.
  18. Google maps, Filyos deniz yöresi, <http://maps.google.com/>, 2009.
  19. Özçalık, H.R., Uygur, A.F., "Dinamik Sistemlerin Uyumlu Sinirsel-Bulanık Ağ Yapısına Dayalı Etkin Modellenmesi", **KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi**, Cilt 6, No 1, 36-46, 2003.
  20. Tsoukalas, L.H., Uhrig, R.E., **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering**, John Wiley & Sons, New York, A.B.D., 1996.
  21. Mandal, S., Prabakaran, N., "Ocean Wave Forecasting using Recurrent Neural Networks", **Ocean Engineering**, Cilt 33, No 10, 1401-1410, 2006.