



# Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

*Araştırma Makalesi*

## Dalgacık Dönüşüm Tekniği ve Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi ile Eğirdir Gölü Buharlaşma Tahmini

 Özlem TERZİ<sup>a</sup>,  Tahsin BAYKAL<sup>b,\*</sup>

<sup>a</sup> İnşaat Mühendisliği Bölümü, Teknoloji Fakültesi, Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Isparta, TÜRKİYE

<sup>b</sup> İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, TÜRKİYE

\* Sorumlu yazarın e-posta adresi: tahsinbaykal@gmail.com

DOI: 10.29130/dubited.893673

### ÖZ

Buharlaşma, yeryüzünde bulunan suyun atmosfere transferi olarak tanımlanabilmektedir. Buharlaşma miktarının doğru tahmini özellikle kurak dönemler ve kurak alanlarda büyük öneme sahiptir. Buharlaşma, karmaşık ve doğrusal olmayan bir hidrolojik süreç olduğundan tahmininde tüm veri gruplarını temsil edebilecek güvenilir bir formül elde etmek zordur. Bu sebeple, bu çalışmada Eğirdir Gölü'ndeki buharlaşma miktarının tahmininde dalgacık dönüşümü (D), uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve çoklu lineer regresyon (ÇLR) yöntemleri kullanılmıştır. İlk olarak buharlaşma olayında etkili olan parametreler ile çeşitli ANFIS ve ÇLR modelleri geliştirilmiştir. En uygun ANFIS ve ÇLR modellerinin test kümelerinde  $R^2$  değerleri sırasıyla 0,738 ve 0,666 elde edilmiştir. Daha sonra aynı girdi parametreleri dalgacık dönüşümü tekniği ile alt bileşenlere ayrılmıştır ve bu alt bileşenler D-ANFIS ve D-ÇLR modellerinde girdi olarak kullanılmıştır. D-ANFIS modelinin test kümesine ait  $R^2$  değeri 0,777 ve D-ÇLR modelinin test kümesine ait  $R^2$  değeri 0,749'dur. Geliştirilen tüm modeller sonucunda, dalgacık dönüşümü tekniğinin ANFIS ve ÇLR model sonuçlarını yükselttiği ve en uygun sonucu D-ANFIS modelinin verdiği görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Buharlaşma, Dalgacık dönüşümü, ANFIS, Çoklu lineer regresyon, Eğirdir Gölü

## Evaporation Estimation of Eğirdir Lake Using Wavelet Transform Technique and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

### ABSTRACT

Evaporation can be defined as the transfer of water from the earth to the atmosphere. Accurate estimation of the amount of evaporation is of great importance, especially in arid periods and regions. Since evaporation is a complex and nonlinear hydrological process, it is difficult to obtain a reliable formula that can represent data groups in evaporation estimation. For this reason, wavelet transform (W), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), and multilinear regression (MLR) methods were used to estimate the amount of evaporation in Lake Eğirdir in this study. Firstly, various ANFIS and MLR models have been developed with parameters effective on evaporation phenomena.  $R^2$  values of the most appropriate ANFIS and MLR models were obtained as 0,738 and 0,666 for test sets, respectively. Then, the same input parameters were decomposed into sub-series by the wavelet transform technique and these sub-series were used as input parameters in W-ANFIS and W-MLR models. The  $R^2$  value of the test set of the W-ANFIS model is 0,777 and the  $R^2$  value of the test set of the W-MLR model is 0,749. As a result of all the models developed, it was seen that the wavelet transform technique increased results of ANFIS and MLR models and the W-ANFIS model gave the most appropriate result.

**Keywords:** Evaporation, Wavelet transform, ANFIS, Multi linear regression, Eğirdir Lake

# I. GİRİŞ

Buharlaştırma, yeryüzünde bulunan suyun atmosfere transferi olayıdır [1]. Yağışların önemli bir kısmı tutma, buharlaştırma ve terleme yoluyla atmosfere geri döner. Atmosfere geri dönen bu kayıpların belirlenmesi özellikle kurak mevsimlerde hidrolojik bakımdan oldukça önemlidir [2]. Ayrıca baraj haznelerindeki su miktarının belirlenmesi ve işletilmesinde önemli faktörlerden biri olan buharlaştırma, göldeki su seviyesini azaltmaktadır. Buharlaştırma miktarının belirlenmesi, içme, sulama ve kullanma suyunun baraj rezervuarından karşılanması bakımından önemlidir [3]. Buharlaşmanın, karmaşık ve doğrusal olmayan bir hidrolojik süreç olması tüm veri gruplarını temsil edebilecek güvenilir bir formül elde etmeyi zorlaştırmaktadır [4]. Dolayısıyla, son yıllarda yapay zekâ teknikleri hidrolojik değişkenlerin tahmininde sıkça kullanılmaktadır [5-8].

Doğan vd. [9] Hava sıcaklığı, bağıl nem, güneş radyasyonu ve rüzgâr hızı günlük meteorolojik değişkenlerinin her birini etki derecesine göre değerlendirerek çeşitli girdi kombinasyonları oluşturmuşlar ve adaptif neuro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) modelinde girdi olarak kullanmışlardır. ANFIS modeli ile çoklu lineer regresyon (ÇLR) model sonuçlarını karşılaştırdıklarında, ANFIS modelinin buharlaştırma tahmininde kullanılabilir olduğunu belirtmişlerdir. Kişi ve Afşar [2] Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA), ANFIS ve ÇLR yöntemleri ile tava buharlaştırma tahminleri yapmışlardır. Meteorolojik verilerden oluşan farklı girdi kombinasyonlarını modellemede kullanmışlar ve her bir değişkenin buharlaşmaya olan etkilerini inceleyerek model sonuçlarını karşılaştırmışlardır. Karekök ortalama hata (KOH), ortalama mutlak hata (OMH) ve korelasyon katsayılarını (R) karşılaştırma ölçütü olarak kullanmışlardır. KOH ve R ölçütlerine göre üç istasyonda RTYSA modelinin diğer modellere göre daha iyi sonuç verdiğini, bir istasyonda ise ÇDR modelinin RTYSA modeline göre daha üstün olduğunu görmüşlerdir. OMH ölçütüne göre iki istasyonda RTYSA modelinin, bir istasyonda ANFIS modelinin, diğer istasyonda ise ÇDR modelinin daha iyi sonuç verdiğini belirtmişlerdir. Gümüş vd. [10] Adana istasyonunda aylık ortalama buharlaştırma tahmini için meteorolojik parametreleri kullanarak yapay sinir ağları (YSA), ANFIS ve Gen Ekspresyon Programlama (GEP) ile modeller geliştirmişlerdir. Buharlaştırma tahmininde bu metodların kullanılabilir olduklarını ve ANFIS modelinin en uygun sonucu verdiğini belirtmişlerdir. Yapılan buharlaştırma tahminlerinin bir kısmında ANFIS modeli ampirik yöntemlerle kıyaslanmış ve ANFIS modelinin üstün olduğu belirlenmiştir [11, 12].

Moghaddamnia vd. [13] YSA ve ANFIS tekniklerine dayalı buharlaştırma tahmin modelleri geliştirmişlerdir. Girdi kombinasyonlarını Gama testi (GT) ile belirlemişlerdir. Bu geliştirdikleri modelleri ampirik bağıntıların sonuçları ile kıyaslamışlar ve YSA ve ANFIS model sonuçlarının ampirik yöntemlere daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir. Goyal vd. [14] Alt tropikal iklimlerde tava buharlaştırma tahminlerinin doğruluğunu geliştirmek için YSA, en küçük kareler-destek vektör regresyon (LS-DVR), bulanık mantık (BM) ve ANFIS yöntemlerini incelemişlerdir. En iyi girdi ve çıktı gruplarını belirlemek için GT'ni kullanmışlardır. ANN, LS-DVR, BM ve ANFIS model sonuçlarını, Hargreaves ve Samani (HGS), Stephens–Stewart (SS) yöntemleri ile karşılaştırmışlardır. Karşılaştırma sonucunda BM ve LS-DVR modellerinin günlük buharlaştırma tahmininde başarılı olduğunu ve makine öğrenme modellerinin geleneksel HGS ve SS ampirik yöntemlerine göre üstünlük gösterdiğini belirtmişlerdir. Özel ve Büyükyıldız [15] Konya Kapalı Havzası'nda yer alan Karaman istasyonuna ait meteorolojik parametreler kullanılarak YSA, DVR ve ANFIS modelleri ile aylık buharlaştırma miktarı tahmin etmişlerdir. DVR modelinin, aylık buharlaştırma tahmininde diğer modellere göre daha başarılı olduğunu söylemişlerdir. Deswal ve Pal [16] Shegaon'da bulunan Anand Sagar Rezervuarı'nın yakınındaki Manasgoan istasyonuna ait sıcaklık, rüzgâr hızı, güneşlenme saati ve bağıl nem verilerini kullanarak Destek Vektör Makineleri (DVM) ile buharlaştırma miktarını tahmin etmişlerdir. DVM sonuçlarını ÇDR modeli sonuçları ile karşılaştırmışlar ve DVM'nin buharlaştırma tahmininde daha başarılı olduğu sonucuna varmışlardır.

Ayrıca hidroloji alanında yapılan çalışmalarda veri ön işleme tekniklerine dayalı yapay zekâ uygulamaları yapılmakta ve bu modeller başarılı sonuçlar vermektedir [17-19]. Partal ve Kişi [20]

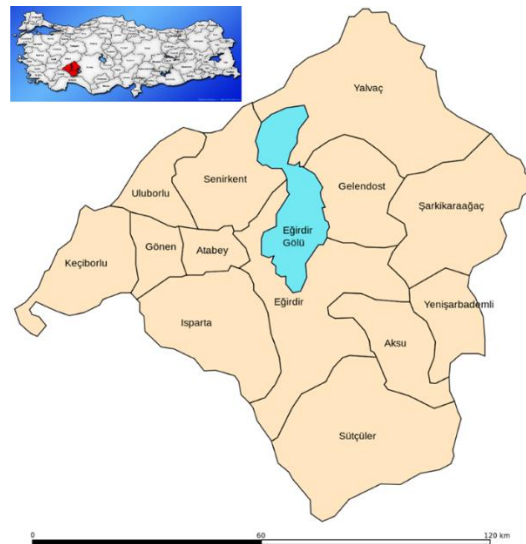
İzmir, Muğla ve Afyon istasyonlarının orijinal yağış verilerini ve dalgacık dönüşümü (D) ile ayrılan alt serileri ANFIS ile modellemiştir. ANFIS ve D-ANFIS modellerini kıyasladıklarında dalgacık dönüşümü uygulandıktan sonra geliştirilen D-ANFIS modelinin çok daha iyi sonuçlar verdiğini ifade etmişlerdir. Seo vd. [21] Günlük su seviyesi tahmini için YSA ve ANFIS modelleri ile farklı dalgacık türleri kullanılarak D-YSA ve D-ANFIS modelleri geliştirmişlerdir. D-YSA ve D-ANFIS modellerinin sonuçlarının daha iyi olduğunu belirtmişlerdir. Qasem vd. [22] Tebriz (İran) ve Antalya (Türkiye) istasyonlarında buharlaşma miktarını tahmin etmek için DVR, D-DVR, YSA ve D-YSA modelleri geliştirmişlerdir. Modellerin performanslarını değerlendirdiklerinde üç girdili YSA modelinin, D-YSA, DVR ve D-DVR modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Dalgacık dönüşümü tekniğinin Tebriz istasyonunda YSA ve DVR modellerinin hassasiyetini arttırmadığını söylemişlerdir. Benzer eğilimlerin Antalya istasyonunda da olduğunu belirtmişlerdir. Sonuç olarak, YSA modelinin hem Tebriz hem de Antalya istasyonlarında buharlaşma miktarı tahmini için makul sonuçlar verdiği kanısına varmışlardır.

Yapılan çalışmalar incelendiğinde, ülkemizde buharlaşma tahmininde ANFIS ve ÇLR ile veri ön işleme tekniklerinden biri olan dalgacık dönüşümünün birlikte kullanımına rastlanmamıştır. Bu çalışmada, Eğirdir Gölü'nün günlük tava buharlaşma miktarını tahmin etmek için dalgacık dönüşümü ile ANFIS ve ÇLR birlikte kullanılmıştır. İlk olarak meteorolojik parametreler ile ANFIS ve ÇLR modelleri geliştirilmiştir. Daha sonra, dalgacık dönüşüm tekniği ile meteorolojik parametreler alt bileşenlerine ayrılmış ve etkili alt bileşenler D-ANFIS ve D-ÇLR modellerinde girdi olarak kullanılarak diğer modeller ile karşılaştırılmıştır.

## **II. MATERYAL ve METOT**

### **A. ÇALIŞMA ALANI VE VERİLER**

Isparta İl'inde yer alan Eğirdir Gölü, 37° 50' ve 38° 16' kuzey enlemleri ile 30° 57' ve 30° 44' doğu boylamları arasında yer almaktadır [23]. Eğirdir Gölü, Türkiye'nin ikinci büyük tatlı su gölüdür [24]. Eğirdir Gölü Havzası, Antalya havzasının bir alt havzasıdır. Eğirdir Gölü havzası göl dahil 3020 km<sup>2</sup>, göl yüzey alanı ise 468 km<sup>2</sup>'dir. Eğirdir Gölü'nün hacmi 4 milyon m<sup>3</sup>, derinliği ise ortalama 10-12 m'dir. Eğirdir Gölü'nde, içme suyu ve tarımsal sulama suyu temini, balıkçılık, turizm ve enerji üretimi yapılmaktadır. Pupa Çayı, Değirmen Çayı ve Akçay, gölü besleyen başlıca akarsulardır. Eğirdir Gölü Kovada Kanalı ile Kovada Gölü'ne ve Kurudere ile Aksu Çayı'na bağlıdır [22]. Eğirdir Gölü'nün konumu Şekil 1'de verilmiştir.

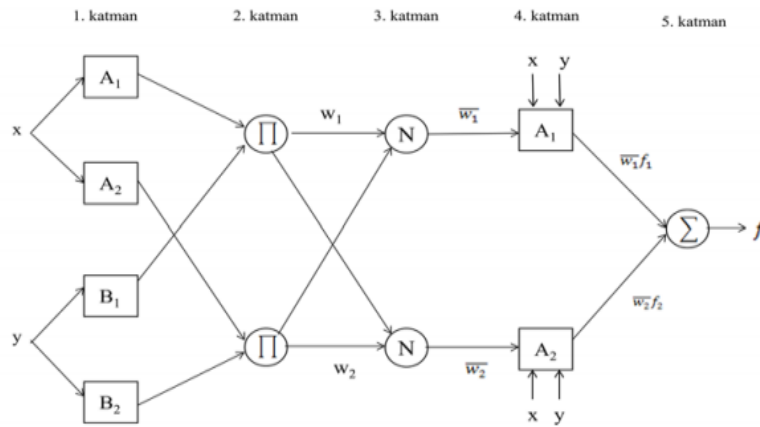


*Şekil 1. Çalışma alanı [25].*

Bu çalışmada kullanılan günlük tava buharlaşma değerleri Devlet Su İşleri Genel Müdürlüğü'nden, hava sıcaklığı (Ta), su sıcaklığı (Tw), radyasyon (Rc), basınç (Pa), güneşlenme süresi (n), nisbi nem (Rh) ve rüzgâr hızı (U2) parametreleri ise Eğirdir Gölü kenarına kurulan otomatik GroWeather meteoroloji istasyonundan elde edilmiştir. Bu veriler 2001-2002 yıllarında 1 Mart- 31 Ekim tarihleri arasında 490 günlük verilerden oluşmaktadır.

## B. UYARLAMALI AĞ TABANLI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS)

Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), yapay sinir ağları (YSA) ve bulanık mantık yöntemlerinin birleşiminden oluşan bir modelleme yöntemidir. Bulanık mantık modellerinde en önemli adım girdi ve çıktı değişkenlerinin üyelik derecelerinin belirlenmesidir. ANFIS, eğitim veri kümesinden bulanık set ve kuralları belirlerken YSA'nın öğrenme yeteneğini kullanmaktadır. ANFIS, üç katmanlı ileri beslemeli YSA modeli şeklinde değerlendirilebilmektedir. Bu ağ yapısında, birinci katman girdi değişkenlerinin bulunduğu ve üyelik fonksiyonlarının belirlendiği katmandır. İkinci katman bulanık kuralların oluşturulduğu ve çıkarım işleminin gerçekleştiği katmandır. Üçüncü katman ise çıkarım sonuçlarının elde edildiği katmandır [26]. ANFIS modeline ait ağ yapısı Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. ANFIS modeli ağ yapısı [27].

**1. Katman:** Her bir düğümün çıkışı, girdi değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır. Bu katmandaki her i düğümü, bir kare düğümdür. Düğümün çıkışı, Denklem 1'de verilen üyelik fonksiyonudur.

$$Q_{i1} = \mu A_i(x) \quad i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

**2. Katman:** Kural katmanı olan bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı  $\mu_i$ , 1. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır.  $\mu_i$  değerlerinin elde edilişi ise, (j=1,2) ve (i=1,...,n) olmak üzere aşağıdaki gibi elde edilir.

$$SEE = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (2)$$

**3. Katman:** Normalizasyon katmanıdır. Bu katmanda bulunan her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini hesaplamaktadır.

**4. Katman:** Bu katmandaki her bir düğümden, verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. Bu katmandaki parametreler, sonuç parametreleri olarak adlandırılır.

**5. Katman:** Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve  $\Sigma$  ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir [28].

### C. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ

Zaman serilerini farklı frekans seviyelerindeki alt serilere ayırıştırıran dalgacık dönüşümü, daha güçlü bir tahmin imkânı sağlar [29]. Dalgacık dönüşümü, Fourier dönüşümü gibi durağan ve durağan olmayan işaret analizlerinde kullanılır. Bir işaret değişik ölçeklerdeki çözünürlük seviyelerinde tek bir fonksiyonu ayırıştırıran matematiksel bir yöntemdir. Fourier dönüşümünde bir işaretin frekans bilgisi elde edilirken, dalgacık dönüşümünden verilen işaretin hem zaman hem de frekans temsili elde edilir [30]. Dalgacık dönüşümünde en sık kullanılan dalgacıklar Morlet, Meksika şapka tipi, Daubechies ve Haar dalgacıklarıdır [31]. Dalgacık dönüşümü sürekli ve ayrık dalgacık dönüşümü olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Sürekli dalgacık dönüşümünde ölçeklendirme ve dalgacık fonksiyonuna ait parametreler sürekli olarak değişmektedir. Bu yüzden dalgacık katsayılarının hesaplaması zor ve zaman alır. Ayrık dalgacık dönüşümünde ise işaret belli sayıda ölçeklere ayrılır. Bundan dolayı ayrık dalgacık dönüşümü daha sık kullanılmaktadır [32]. Ayrık dalgacık dönüşümünde ikilik ölçek ve zaman adımı kullanılmaktadır bu nedenle her bir bileşen iki ve ikinin katları şeklinde ölçek değerlerine ait zaman serilerine ayrılır. Denklem 3’de ayrık dalgacık dönüşümüne ait dalgacık fonksiyonu verilmiştir.

$$\Psi_{m,n}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) = s_0^{-m/2} \Psi\left(\frac{t-n\tau_0 s_0}{s_0^m}\right) \quad (3)$$

Burada m ve n sırası ile dalgacığın ölçek ve zaman eksenindeki öteleme parametreleridir.  $s_0$  sabit bir öteleme adımını ifade eder,  $\tau_0$  zaman eksenindeki öteleme aralığı değerini vermektedir. İkinci katları kullanılarak oluşturulan dalgacık fonksiyonu Denklem 4’deki gibi tanımlanabilir [31].

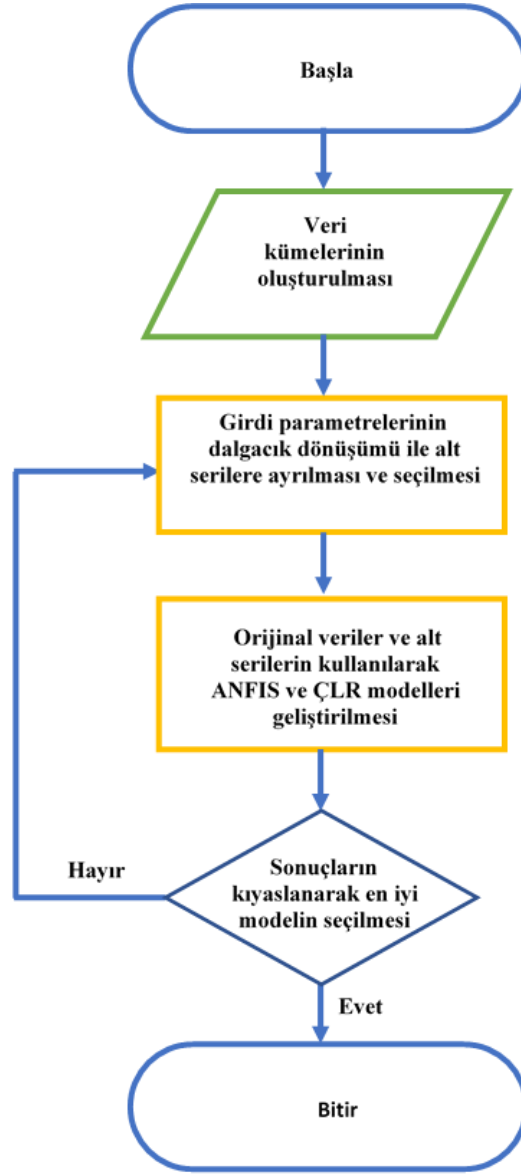
$$\Psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \Psi(2^{-m}t - n) \quad (4)$$

### D. ÇOKLU LİNEER REGRESYON

Çoklu regresyonun genel amacı, bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişki hakkında daha fazla bilgi öğrenmektir. Doğrusal regresyon, bağımlı değişken Y ile onun belirleyicileri  $X_1, X_2, \dots, X_n$  arasındaki doğrusal bir ilişkinin varsayımına dayanır. Doğrusal regresyon, basit ve kolayca yorumlanabilen modeller sunar. Bununla birlikte, doğrusal olmayan ya da bağımlı olmayan bir ilişkinin varlığında zayıf tahmin eden yanlış modellerle sonuçlanabilir. Mikro-mimari olay etkileşiminin karmaşıklığı nedeniyle, doğrusal olmayan bir ilişkinin olması yaygındır. Doğrusal durumda, Y ve belirleyicileri arasındaki işlevsel ilişki, artık kareler toplamı en aza indirilerek tahmin edilir [33].

## III. BULGULAR

Eğirdir Gölü’nün günlük tava buharlaşma değerlerini tahmin etmek için dalgacık dönüşüm tekniği (D), ANFIS ve çoklu lineer regresyon (ÇLR) yöntemleri kullanılarak modeller geliştirilmiştir. Modeller geliştirilirken izlenen adımları gösteren akış diyagramı Şekil 3’de verilmiştir. Şekil 3’ten görüldüğü gibi ilk olarak verilerin %80’i eğitim kümesine, kalan %20’si test kümesine ayrılarak veri kümeleri oluşturulmuştur.



*Şekil 3. Akış diyagramı.*

İkinci olarak, günlük tava buharlaşma tahmini için, hava sıcaklığı ( $T_a$ ), su sıcaklığı ( $T_w$ ), radyasyon ( $R_c$ ), basınç ( $P_a$ ), güneşlenme süresi ( $n$ ), nisbi nem ( $R_h$ ) ve rüzgar hızı ( $U_2$ ) parametrelerinin orijinal serileri kullanılarak ANFIS ve ÇLR modelleri geliştirilmiştir. ANFIS modelleri geliştirilirken farklı girdi kombinasyonları ile geri yayılma ve hibrid ağ yapıları denenmiştir. Geliştirilen ANFIS modelleri içerisinde en uygun sonucu hibrid ağ yapısında  $R_h$  ve  $T_a$  parametreleri ile oluşturulan iki girdili model vermiştir ve bu modelin test kümesi için belirleyicilik katsayısı ( $R^2$ ) 0,738 olarak bulunmuştur (Tablo 1). Ayrıca en uygun ANFIS modelinin girdi parametreleri olan  $R_h$  ve  $T_a$  ile ÇLR modeli geliştirilmiştir. Bu modelin  $R^2$  değeri test kümesi için 0,666 olarak elde edilmiştir.

Çalışmanın üçüncü aşamasında ise,  $R_h$  ve  $T_a$  girdi parametrelerine ayırık dalgacık dönüşümü uygulanmış ve bu değerler sekiz adet detay (2-4-8-16-32-64-128-256) ve bir adet yaklaşıklık bileşenine ayrılmıştır. Alt bileşenlerin oluşturulmasında, ayırık dalgacık dönüşüm tekniğinde en çok kullanılan Haar, DMeyer (dmey) ve Daubechies (db) dalgacıkları kullanılmıştır. Bu dalgacıklardan elde edilen alt bileşenlerin tek tek ve toplanmasıyla elde edilen girdi parametreleri ile buharlaşma parametresi arasında korelasyon değerleri incelenmiş ve en yüksek korelasyon değerlerine sahip alt bileşenler ile çeşitli girdi kombinasyonları oluşturularak D-ANFIS ve D-ÇLR modelleri geliştirilmiştir. En iyi modellere ait eğitim ve test kümeleri için karekök ortalama hata (KOH) ve  $R^2$  değerleri Tablo 1’de verilmiştir. Hem

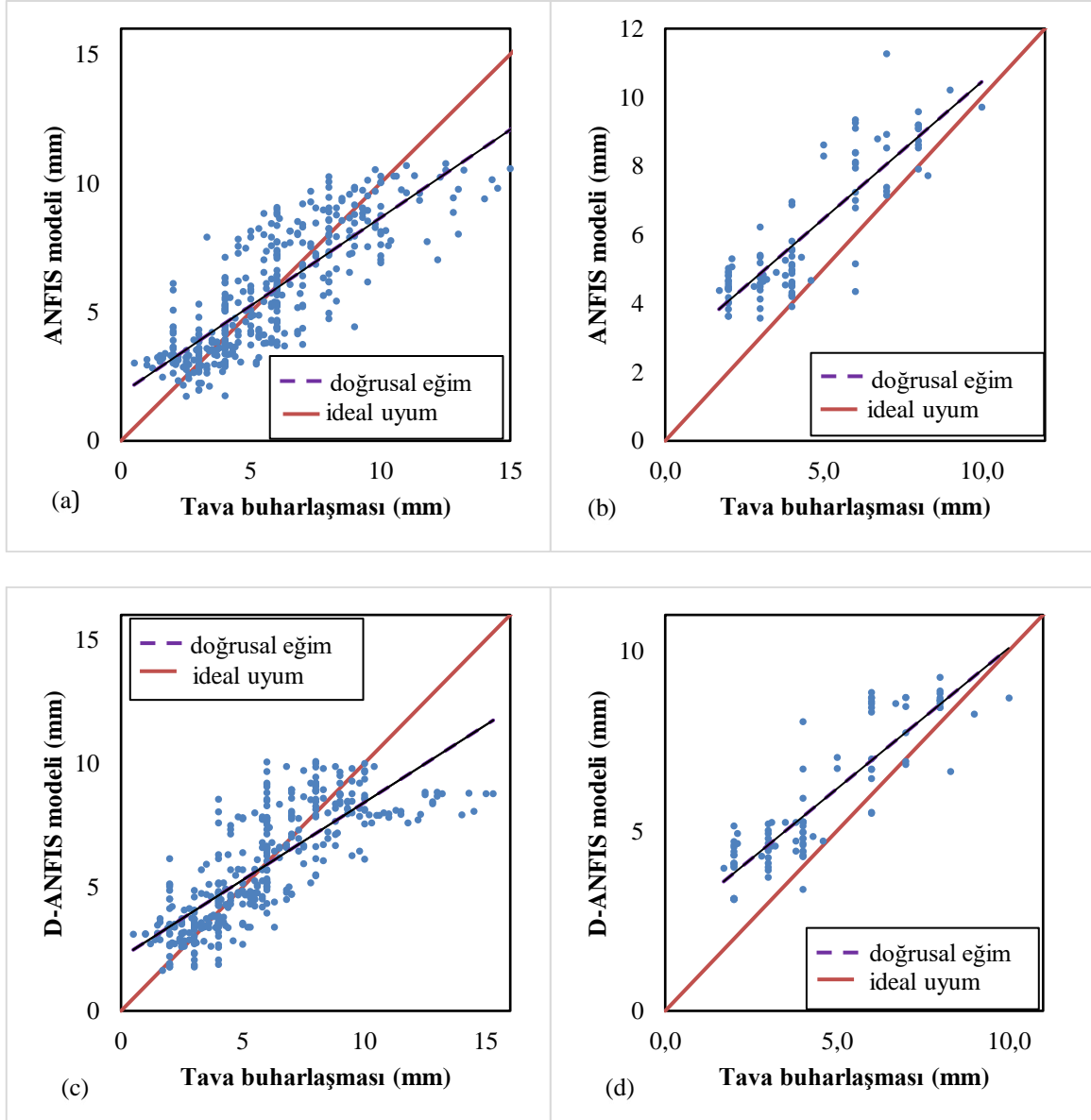
D-ANFIS hem de D-ÇLR modellerinde en uygun sonucu Haar dalgacığı vermiştir. Tablo 1'e göre en uygun sonucu veren  $Rh_{(D6)} - Ta_{(D5+D6+D7)}$  alt bileşenleri ile elde edilen D-ANFIS ve D-ÇLR modellerinin test kümesi için  $R^2$  değeri sırasıyla 0,777 ve 0,749 olarak belirlenmiştir.

**Tablo 1.** Eğitim ve test kümelerine ait model sonuçları.

Modeller	Model girdileri	Eğitim kümesi		Test kümesi	
		$R^2$	KOH	$R^2$	KOH
ANFIS	Rh-Ta	0,683	1,63	0,738	1,91
D-ANFIS	$Rh_{(D6)} - Ta_{(D5+D6+D7)}$	0,627	1,77	0,777	1,62
ÇLR	Rh-Ta	0,649	1,70	0,666	2,34
D-ÇLR	$Rh_{(D6)} - Ta_{(D5+D6+D7)}$	0,599	1,82	0,749	1,91

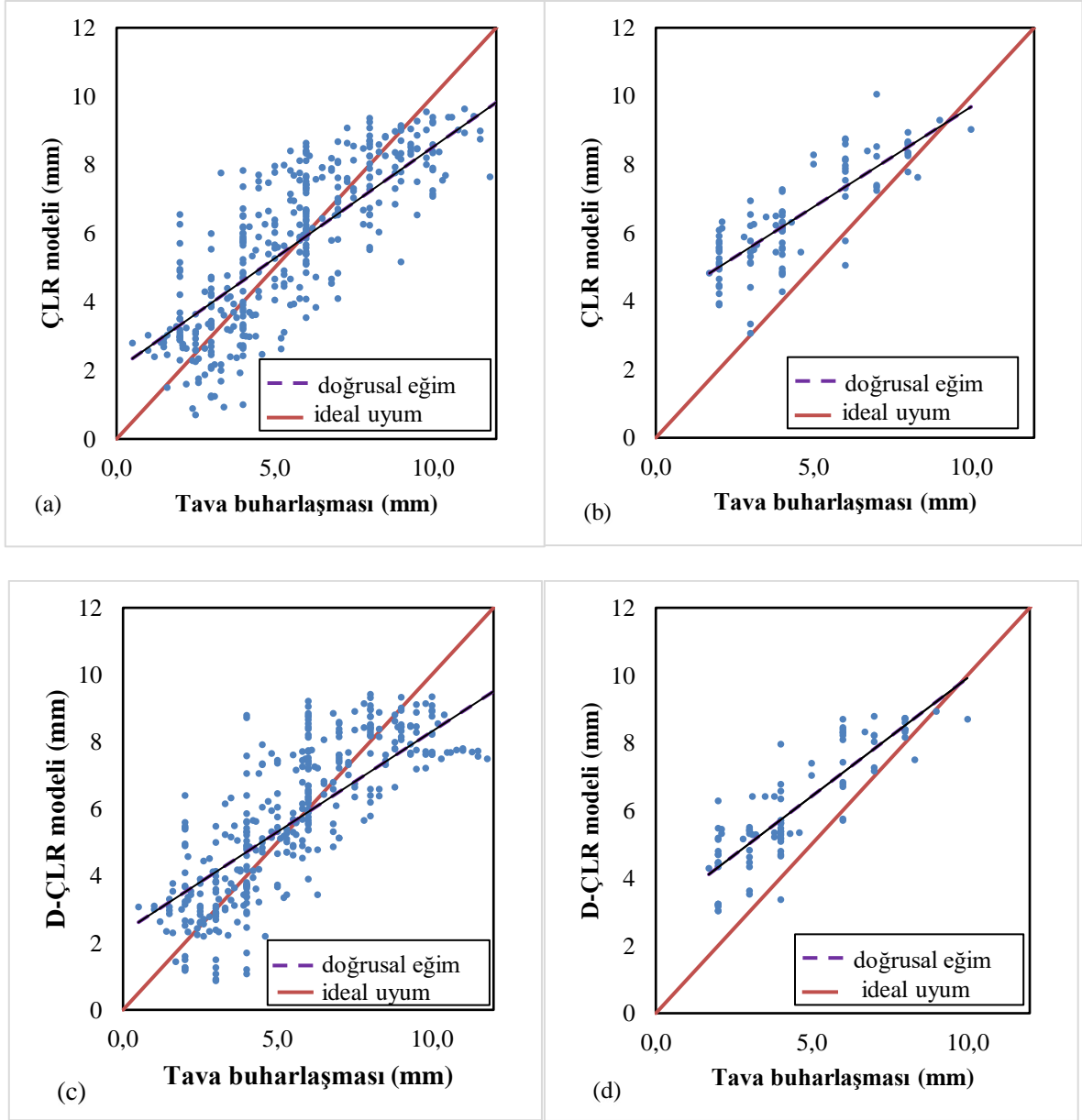
Orijinal seri ile elde edilen ANFIS modelinin test kümesi için  $R^2$  değeri 0,738 iken, dalgacık dönüşümü ile elde edilen alt bileşenlerle oluşturulan en uygun D-ANFIS modelinde  $R^2$  değeri 0,777'e yükselmiştir. Aynı şekilde ÇLR modelinde 0,666 olan  $R^2$  değeri, dalgacık dönüşümünden sonra 0,749 olmuştur. Ön işleme tekniklerinden biri olan dalgacık dönüşümünün uygulanması ile bu modellerin başarısının arttığı görülmüştür.

ANFIS ve D-ANFIS  $Rh_{(D6)} - Ta_{(D5+D6+D7)}$  modelleri için eğitim ve test kümelerine ait saçılma diyagramları Şekil 4'de verilmiştir. Şekil 5'te ise ÇLR ve D-ÇLR modellerine ait saçılma diyagramları verilmiştir. Ayrıca D-ANFIS modelinin D-ÇLR modelinden daha uygun sonuçlar verdiği görülmüştür ve D-ANFIS modeline ait zaman serisi Şekil 6'da verilmiştir.



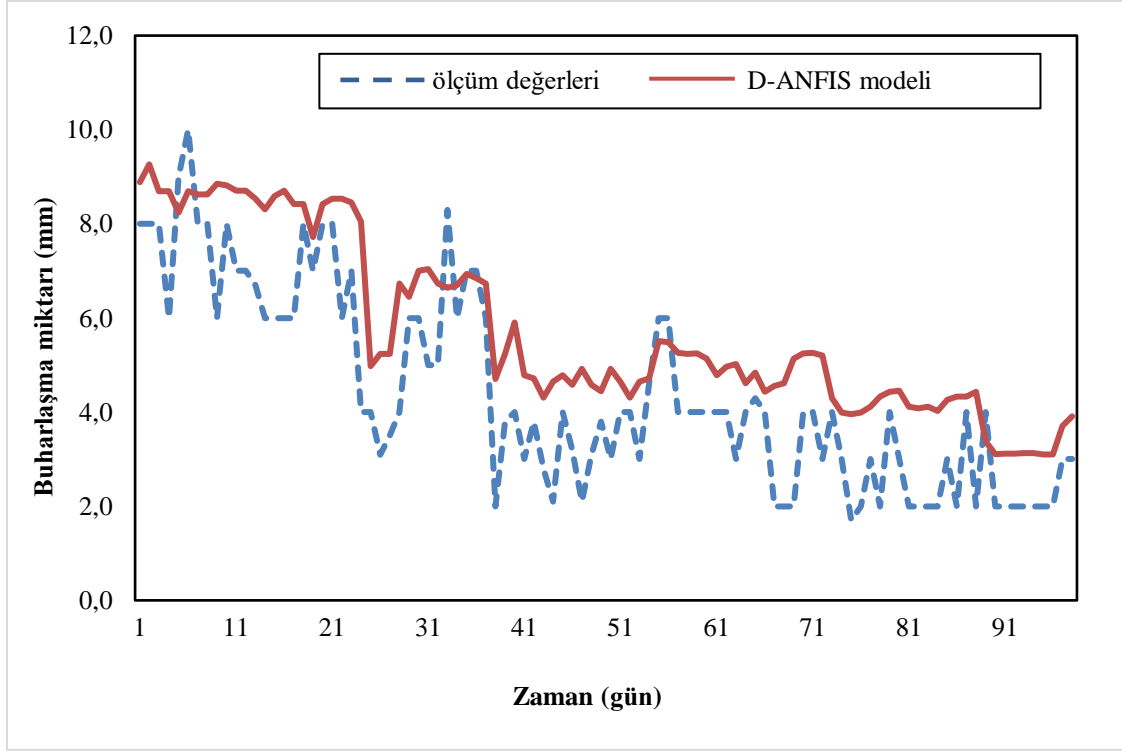
**Şekil 4.** Saçılma diyagramları a) eğitim kümesi için ANFIS modeli, b) test kümesi için ANFIS modeli, c) eğitim kümesi için D-ANFIS modeli, d) test kümesi için D-ANFIS modeli.





**Şekil 5.** Saçılma diyagramları a) eğitim kümesi için ÇLR modeli, b) test kümesi için ÇLR modeli, c) eğitim kümesi için D- ÇLR modeli, d) test kümesi için D- ÇLR modeli.

Şekil 4 ve 5 incelendiğinde, ANFIS ve ÇLR modellerine ait test kümelerinde doğrusal eğim, ideal uyumdan daha uzakken, D-ANFIS ve D-ÇLR modellerine ait test kümelerinde ise ideal uyuma daha yakındır. Dalgacık dönüşümü tekniğinin ANFIS ve ÇLR modellerinin performanslarını arttırdığı saçılma diyagramlarından da görülmektedir.



Şekil 6. D-ANFIS modelinin test kümesine ait zaman serisi

## IV. SONUC

Hidrolojik çevrimin bir parametresi olan buharlaşmanın doğru bir şekilde tahmin edilmesi su kaynaklarının planlanması ve yönetimi için önemlidir. Bu çalışmada, Eğirdir Gölü'ne ait buharlaşma tahmin modelleri geliştirmek için dalgacık dönüşümü, ANFIS ve ÇLR yöntemleri kullanılmıştır. İlk olarak, hava sıcaklığı ( $T_a$ ), su sıcaklığı ( $T_w$ ), radyasyon ( $R_c$ ), basınç ( $P_a$ ), güneşlenme süresi ( $n$ ), nisbi nem ( $R_h$ ) ve rüzgar hızı ( $U_2$ ) parametreleri ile ANFIS ve ÇLR modelleri geliştirilmiştir. Daha sonra ANFIS ve ÇLR modellerinin performansını arttırmak için veri ön işleme tekniklerinden biri olan dalgacık dönüşüm tekniği ile girdi parametreleri alt bileşenlere ayrılmıştır. Bu alt bileşenler ile D-ANFIS ve D-ÇLR modelleri geliştirilmiştir. Geliştirilen modellerin sonuçları kıyaslandığında dalgacık dönüşüm tekniğinin ANFIS ve ÇLR modellerinin performanslarını arttırdığı ve en uygun sonucun D-ANFIS modelinin verdiği görülmüştür. Ülkemizin önemli tatlı su göllerinden biri olan Eğirdir Gölü'nün buharlaşma miktarının doğru tahmin edilebilmesine yönelik olan bu çalışma, içme ve sulama suyu projelerinin planlanması, su kaynakları yönetimi çalışmalarına katkı sağlayacaktır. Ayrıca yapılan bu çalışma, ileride gerçekleştirilecek olan su bütçe tahminleri çalışmalarına da ışık tutabilecektir.

## V. KAYNAKLAR

- [1] N. Usul, "Mühendislik Hidrolojisi", *OTDÜ Yayıncılık*, Ankara, 418 s, 2008.
- [2] Ö. Kişi ve S. Afşar, "Yapay sinir ağı ve bulanık-yapay sinir ağı yöntemleri kullanılarak tava buharlaşma tahmini", *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, c. 3, s. 1, ss. 45-51, 2010.

- [3] K.K. Dindar, “Yapay sinir ağırları yaklaşımı ile Tahtaköprü Barajı’ndaki aylık buharlaşma miktarının tahmini”, Yüksek Lisans Tezi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Mustafa Kemal Üniversitesi, Hatay, Türkiye, 2010.
- [4] H. Sanikhani, O. Kisi, M. R. Nikpour and Y. Dinpashoh, “Estimation of daily pan evaporation using two different adaptive neuro-fuzzy computing techniques”, *Water Resources Management*, vol. 26, pp. 4347–4365, 2012.
- [5] C. Yerdelen, “Mevsimlik kar erimesinin yapay sinir ağırları yöntemi ile tahmin edilmesi”, *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, c. 21, s. 3, ss. 49-56, 2006.
- [6] Ö. Kişi and M. Tombul, “Modeling monthly pan evaporations using fuzzy genetic approach”, *Journal of Hydrology*, vol. 477, pp. 203-212, 2013.
- [7] A. Güven and O. Kişi, “Monthly pan evaporation modeling using linear genetic programming”, *Journal of Hydrology*, vol. 503, pp. 178–185, 2013.
- [8] S. Nacar, M. Kankal ve M.A. Hıms, “Çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri (ÇDURE) ile günlük akarsu akımlarının tahmini-Haldizen Deresi örneği”, *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, c. 8, s. 1, ss. 38-47, 2018.
- [9] E. Doğan, M. Gümrükcüoğlu, M. Sandalcı and M. Opan, “Modelling of evaporation from the reservoir of Yuvacik Dam using adaptive neuro-fuzzy inference systems”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 23, pp. 961–967, 2010.
- [10] V. Gümüş, O. Şimşek, G. Soydan, M.S. Aköz ve K. Yenigün, “Adana istasyonunda buharlaşmanın farklı yapay zeka yöntemleri ile tahmini”, *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, c. 7, s. 2, ss. 309-318, 2016.
- [11] Ö. Kişi, “Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique”, *Journal of Hydrology*, vol. 329, pp. 636– 646, 2006.
- [12] H. Tabari, O. Kişi, A. Ezani and P.H. Talae, “SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment”, *Journal of Hydrology*, vol. 444–445, pp. 78–89, 2012.
- [13] A. Moghaddamnia, M.G. Gousheh, J. Piri, S. Amin and D. Han, “Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques”, *Advances in Water Resources*, vol. 32, pp. 88–97, 2009.
- [14] M.K. Goyal, B. Bharti, J. Quilty, J. Adamowski and A. Pandey, “Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic, and ANFIS”, *Expert Systems with Applications*, vol. 41, pp. 5267–5276, 2014.
- [15] A. Özel and M. Büyükyıldız, “Aylık Buharlaşma Tahmininde Yapay Zeka Yöntemlerinin Kullanılabilirliği”, *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, c. 8, s. 1, ss. 244-254, 2019.
- [16] S. Deswal and M. Pal, “Modeling of Pan Evaporation Using Support Vector Machines Algorithm”, *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 14, no.1, pp. 104-116, 2008.
- [17] V. Nourani, M.T. Alami and F.D.Vousoughi, “Wavelet-entropy data pre-processing approach for ANN-based groundwater level modeling”, *Journal of Hydrology*, vol. 524, pp. 255–269, 2015.

- [18] S.P. Yu, J.S. Yang and G.M. Liu, “A novel discussion on two long-term forecast mechanisms for hydro-meteorological signals using hybrid wavelet-NN model”, *Journal of Hydrology*, vol. 497, pp. 189-197, 2013.
- [19] J. Shiri and O. Kişi, “Short-term and long-term streamflow forecasting using a wavelet and neuro-fuzzy conjunction model”, *Journal of Hydrology*, vol. 394, pp. 486–493, 2010.
- [20] T. Partal and O. Kişi, “Wavelet and neuro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting”, *Journal of Hydrology*, vol. 342, pp. 199–212, 2007.
- [21] Y. Seo, S. Kim, O. Kişi and V.P. Singh, “Daily water level forecasting using wavelet decomposition and artificial intelligence techniques”, *Journal of Hydrology*, vol. 520, pp. 224–243, 2015.
- [22] S.N. Qasem, S. Samadianfard, S. Kheshtgar, S. Jarhan, O. Kisi, S. Shamsheer and K.W. Chau, “Modeling monthly pan evaporation using wavelet support vector regression and wavelet artificial neural networks in arid and humid climates”, *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, vol. 13, no. 1, pp. 177-187, 2019.
- [23] A. Aksoy, B.B. Dıvrak, Ç. Göcek, D. Öztok ve E. Sütü, “Eğirdir Gölü’nde kirlilik durumu ve kirlilik kaynakları modelleme çalışması raporu”, *Yedi Renkli Göle Yedi Renkli Hayat Projesi*, 2013.
- [24] M. Ö. Berke. (2019, 04 Ekim). Eğirdir Gölü (Çevrimiçi). Erişim: [https://www.wwf.org.tr/ne\\_yapiyoruz/doga\\_koruma/doal\\_alanlar/egirdir\\_golu/](https://www.wwf.org.tr/ne_yapiyoruz/doga_koruma/doal_alanlar/egirdir_golu/).
- [25] İl Haritası. (2019, 04 Ekim). Isparta İli Haritası (Çevrimiçi). Erişim: <http://ilharitasi.blogspot.com/2013/02/isparta-haritas.html>.
- [26] J.S.R. Jang, C.T. Sun and E. Mizutani, “Neuro-fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence [Book Review]”, *IEEE Transactions on automatic control*, vol. 42, no. 10, pp. 1482-1484, 1997.
- [27] O. Doğan, “Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sisteminin (ANFIS) talep tahmini için kullanımı ve bir uygulama”, *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, c. 31, s. 1, ss. 257-288, 2016.
- [28] Ö. Demirel, A. Kakilli ve M. Tektaş, “ANFIS ve ARMA modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini”, *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, c. 25, s. 3, ss.601-610, 2010.
- [29] A. Tascikaraoglu, B.M. Sanandaji, K. Poolla and P. Varaiya, “Exploiting sparsity of interconnections in spatio-temporal wind speed forecasting using wavelet transform”, *Applied Energy*, vol. 165, no. 1, pp. 735-747, 2016.
- [30] G. Strang and T. Nguyen, “Wavelets and filter banks”, *Wellesley-Cambridge Press*, 1996.
- [31] T. Partal, E. Kâhya and K. Cıgızoğlu, “Yağış verilerinin yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri ile tahmini”, *itüdergisi/d mühendislik*, c. 7, s. 3, ss. 73-85, 2008.
- [32] M. Uyar, S. Yıldırım ve M.T. Gençoğlu “Güç kalitesi bozulmalarının sınıflandırılmasında dalgacık dönüşümüyle enerji dağılımına dayalı özelliklerin incelenmesi”, *Elektrik Elektronik Bilgisayar Biyomedikal Mühendisliği 12. Ulusal Kongre ve Sergisi*, 2007, ss. 1-5.
- [33] Ö. Terzi and T. Baykal, “Data mining process for river suspended sediment estimation”, *SDU International Journal of Technological Science*, vol. 8, no. 3, pp. 19-26, 2016