



## Yapay Sinir Ağı ve Bulanık-Yapay Sinir Ağı Yöntemleri Kullanılarak Tava Buharlaşma Tahmini

Özgür KİŞİ<sup>1</sup> Selcan AFŞAR<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, KAYSERİ

\*Sorumlu Yazar  
kisi@erciyes.edu.tr

### Özet

Buharlaşma, hidrolojik çevrimin ana bileşeni olarak, su kaynaklarının geliştirilmesi ve yönetilmesi için önemlidir. Literatürde bulanık mantık ve yapay sinir ağlarına dayalı buharlaşma tahmin modelleri ile ilgili sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada buharlaşmanın tahmini için yapay sinir ağı ve bulanık yapay sinir ağı modelleri geliştirilmiştir.

Bu çalışmada; Kayseri, Kırşehir, Nevşehir ve Yozgat illerindeki dört istasyondan alınan günlük ortalama sıcaklık (OS), minimum sıcaklık (MİS), maksimum sıcaklık(MAS), ortalama nem (ON) ve buharlaşma verileri kullanılmıştır. Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), geliştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA), bulanık yapay sinir ağı (ANFIS) ve çoklu doğrusal regresyon (ÇDR) metodları meteorolojik verilerden oluşan farklı giriş kombinasyonlarına uygulanarak tava buharlaşma tahminleri yapılmış, herbir değişkenin buharlaşmaya olan etkisi incelenmiş ve sonuçlar birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma kriterleri olarak karekök ortalama karesel hata (KOKH), ortalama mutlak hata (OMH) ve korelasyon katsayıları (R) kullanılmıştır. KOKH ve R kriterlerine göre 3 istasyonda RTYSA'nın ANFIS, ÇKYSA ve GRYSYA modellerine göre daha iyi olduğu, sadece 1 istasyonda ÇDR'nin RTYSA'dan biraz daha iyi olduğu görülmüştür. OMH kriterine göre 2 istasyonda RTYSA'nın, 1 istasyonda ANFIS'in, kalan 1 istasyonda da ÇDR'nun RTYSA'dan biraz daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

**Anahtar kelimeler:** Buharlaşma, Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık, Tahmin.

## Pan Evaporation Estimation Using Neural Networks and Neuro-Fuzzy Methods

### Abstract

Evaporation, as a major component of the hydrologic cycle, is important in water resources development and management. The application of artificial neural networks and fuzzy logic to evaporation modeling are limited in the literature. Therefore, the artificial neural network and neuro-fuzzy models for estimation of pan evaporation using climatic variables were investigated in the study.

The daily mean air temperature, minimum temperature, maximum temperature and mean humidity and pan evaporation data of four weather stations in Kayseri, Kırşehir, Nevşehir and Yozgat were used. Various input combinations of weather data were used as inputs to the multi-layer perceptron (MLP), radial basis neural networks (RBNN), generalized regression neural networks (GRNN), neuro-fuzzy (ANFIS) and multiple linear regression (MLR) so as to evaluate degree of effect of each of these data on evaporation and to compare the models with each other. Root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) and correlation coefficient (R) were used as comparing criteria. According to the RMSE and R statistics, the RBNN was found to be superior to the ANFIS, MLP, GRNN and MLR for 3 stations and MLR was found to be slightly better than the RBNN for 1 station. According to the MAE statistic, the RBNN performed better than the others for 2 stations and the ANFIS and MLR were found to be better than the RBNN for the other 2 stations.

**Key words:** Evaporation, artificial neural networks, fuzzy logic, estimation.

### GİRİŞ

Buharlaşma, yeryüzünde sıvı ve katı halde değişik şekil ve şartlarda bulunan suyun meteorolojik faktörler etkisiyle atmosfere gaz halinde dönüşü olarak tarif edilir. Yeryüzüne düşen yağışın büyük bir kısmı tutma, buharlaşma ve terleme yoluyla, akış haline geçmeden atmosfere geri döner. Bu kayıpların belirlenmesi özellikle kurak mevsimlerde hidrolojik bakımdan büyük önem taşır. Suyun sıvı halden gaz haline geçmesi buharlaşma olarak tanımlanır. Yeterli bir kinetik enerji kazanan su yüzeyindeki moleküller, kendilerini tutmaya çalışan diğer moleküllerin çekiminden kurtulup su ortamından

havaya fırlarlar. Su yüzeyi yakınlarında sürekli olarak sudan havaya, havadan suya geçen moleküller mevcuttur. Sudan havaya geçen moleküllerin sayısı daha fazla ise buharlaşmanın olduğu kabul edilir [1]. Buharlaşmanın doğru bir şekilde tahmini, su kaynaklarının iyi bir şekilde planlanması ve yönetimi için gerekmektedir.

Literatürde yapay sinir ağlarına (YSA) dayalı buharlaşma tahmin modelleri ile ilgili birçok çalışma vardır [2-6]. Bu çalışmaların birçoğunda Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA)'ı kullanılmıştır. Bununla birlikte, radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), geliştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA) ve bulanık yapay sinir ağının (ANFIS) buharlaşma

tahminindeki kullanımı ile ilgili sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır [4-6]. Bundan dolayı bu çalışmada ÇKYSA, RTYSA, GRYSA ve ANFIS modelleri geliştirilerek tava buharlaşması tahmin edilmiş ve sonuçlar birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

## ÇALIŞMADAKULLANILANMETOTLAR

### Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)

ÇKYSA, farklı ağırlıklarla birbirine bağlı birçok işlem elemanlarından oluşmuş yoğun paralel sistemlerdir. Şekil 1, üç tabakalı bir ÇKYSA'nın genel yapısını göstermektedir. Burada i girdi tabakası, j gizli tabaka ve k çıktı tabakası,  $A_{ij}$  ve  $A_{jk}$  ise hücre tabakaları arasındaki bağlantı ağırlıklarıdır. Başlangıçta rastgele atanan ağırlık değerleri, eğitime sürecinde tahmin edilen çıktılarla gerçek çıktı değerleri karşılaştırılarak devamlı değiştirilir ve hataları minimum yapan bağlantı ağırlık değerleri ayarlanıncaya kadar hatalar geriye doğru (Şekil 1'de sağdan sola) yayılır. Burada ağırlıkları ayarlamak için kullanılan metot, Levenberg-Marquardt metodudur [7]. Şekil 1'de j ve k tabakalarındaki her bir hücre, önceki tabakadan NET ağırlıklı toplam çıktıları girdi olarak alır. NET değeri (1) eşitliği ile hesaplanır.

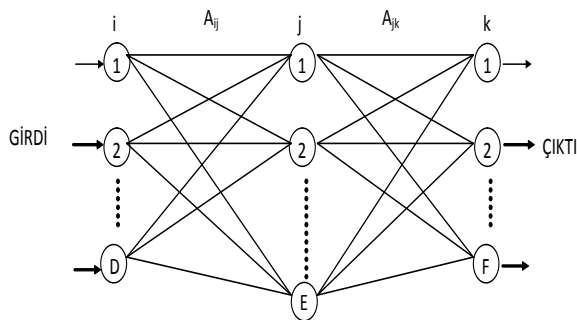
$$NET_{pj} = \sum_{i=1}^D A_{ij} C_{pi} + \theta_j \quad (1)$$

Burada D girdi vektörünün boyutu,  $\theta_j$  taraflılık sabiti(bias),  $A_{ij}$  i ve j tabakaları arasındaki ağırlıklar kümesi,  $C_{pi}$  p örneği için i tabakasının çıktı kümesidir. j ve k tabakalarındaki her bir hücre, NET değerini doğrusal olmayan bir tasvir fonksiyonundan geçirerek  $f(NET)$  çıktısını üretir. Yaygın şekilde kullanılan bu tasvir fonksiyonu,

$$f(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}} \quad (2)$$

şeklinde ifade edilir.

Eğitime aşamasında, p örneği için toplam hata  $H_p$ , tahmin edilen ve gerçek çıktılar arasındaki karelerin farkına bağlı olarak (3) eşitliğiyle hesaplanır.



Şekil 1. Üç tabakalı bir yapay sinir ağı

$$H_p = \sum_{k=1}^N (G_{pk} - C_{pk})^2 \quad (3)$$

Burada N iterasyon sayısı olmak üzere  $G_{pk}$  ve  $C_{pk}$  sırası ile p örneği için gerçek ve tahmin edilen çıktı değerleridir. Herbir bağlantı ağırlığı,  $A_{ij}$ , (4) eşitliği ile yenilenir.

$$A_{ij}^{yeni} = A_{ij}^{eski} - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T H_p \quad (4)$$

Burada J, hataların ağırlıklara göre türevlerini içeren Jacobian matrisini;  $J^T$ , Jacobian matrisinin transpozisini; I, birim matrisi ve  $\mu$  ise yakınsama hızını etkileyen bir parametreyi ifade etmektedir.  $\mu$  değeri büyüdükçe eşitlik eğim azaltma algoritmasına, küçüldükçe ise eşitlik Gauss-Newton algoritmasına dönüşür.

### Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA)

Radyal tabanlı yapay sinir ağlarında (RTYSA) temel fikir, bir grup radyal taban fonksiyonu istenen f fonksiyonuna yaklaşacak şekilde ağırlıklandırılarak toplamaktan ibarettir [8]. RTYSA üç katmanlı bir yapıdır. Giriş katmanı giriş vektör uzayı ile, çıkış katmanı da örüntü sınıfları ile ilişkilidir. Böylelikle tüm yapı, gizli katmanın yapısı ve gizli katman ile çıkış katmanı arasındaki ağırlıkların belirlenmesine indirgenir. Gizli katmandaki nöronların aktivasyon fonksiyonları bir  $C_j$  merkezi ve  $\sigma_j$  bant genişliği ile belirlenir. Aktivasyon fonksiyonu,

$$\varphi_j(X) = \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (5)$$

eşitliği ile tanımlanan bir Gauss eğrisidir. Çıkış katmanındaki j. nöronun çıkışı için genel eşitlik ise şu şekildedir:

$$s_j(X) = \sum_{i=1}^K w_j \varphi_i(X) + b_j \quad (6)$$

Burada  $w_j$  gizli nöron i ve çıkış nöronu j arasındaki ağırlık katsayısı,  $b_j$  ise taraflılık sabitidir [9].

### Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları (GRYSA)

GRYSA, giriş, örüntü, toplama ve çıkış tabakaları olmak üzere dört tabakadan oluşmaktadır. Giriş tabakasında giriş parametre sayısı kadar eleman kullanılmaktadır. Giriş tabakası, örüntü tabakasına ağırlıklarla bağlanmıştır. Örüntü tabakasındaki elemanlar, her bir girişin kayıtlı örüntülerden olan uzaklık bilgisini içermektedir. Bu tabakadaki her bir eleman bir sonraki tabakadaki S ve D toplama elemanlarına bağlıdır. S toplama elemanı örüntü tabakasından gelen çıkışları ağırlıklı olarak toplar. D toplama elemanı ise örüntü tabakasından gelen çıkışları ağırlıksız olarak toplar. Örüntü tabakasındaki i. eleman ile S toplama elemanı

arasındaki bağlantı ağırlığı, hedef çıkışı olan  $y_i$ 'dir. D toplama elemanının ağırlığı ise 1'dir. Çıkış tabakası sadece S toplama elemanı çıkışını D toplama elemanının çıkışına bölerek x giriş vektörüne karşılık gelen tahmin edilen değeri verir (Eşitlik 7).

$$\hat{y}_i(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp[-D(x, x_i)]}{\sum_{i=1}^n \exp[-D(x, x_i)]} \quad (7)$$

Burada n eğitmede kullanılan örnek sayısını göstermektedir. Eşitlik (8)'deki Gaussian D fonksiyonu 8 eşitliği ile tanımlanır.

$$D(x, x_i) = \sum_{j=1}^p \left( \frac{x_j - x_{ij}}{\zeta} \right)^2 \quad (8)$$

Burada p giriş vektöründeki eleman sayısını göstermektedir.  $x_j$  ve  $x_{ij}$  ise sırasıyla x ve  $x_i$ 'nin j. elemanını göstermektedir.  $\zeta$  ise dağılım faktörünü göstermektedir ki bu faktör deneme yanılma ile belirlenir. GRYSA hakkında daha ayrıntılı bilgiye ilgili literatürden ulaşılabilir [10-11].

### Bulanık Yapay Sinir Ağları (ANFIS)

Mamdani tipi bulanık sistemlerde genel olarak girdi yani veri tabanındaki bilgiler ve çıktılar bulanık değerlerden oluşmaktadır. Bu tür bir bulanık sistemin en önemli mahzuru, sayısal olan veri tabanının genel bulanık sisteme girememesi ve çıktılarının sayısal olmaması dolayısı ile mühendislik tasarımlarında doğrudan kullanılamamasıdır [12].

Mamdani tipi bulanık sistemlerin mahzurlarını bir dereceye kadar ortadan kaldırmak için Takagi ve Sugeno [13], Sugeno ve Kank [14] tarafından teklif edilen ve Takagi-Sugeno-Kank (TSK) bulanık sistemi denilen sistem kullanılmaktadır. Bu tür bulanık sistemlerde veri tabanındaki girdiler birer sayı, bulanık kural ve çıkarım motorunun çalışması sonunda elde edilen çıktılar ise girdilerin bir fonksiyonu şeklindedir. Yani kural tabanındaki öncül kısımların değişkenleri olduğu gibi İSE'den sonraki kural soncul kısmına bu değişkenlerin birer doğrusal fonksiyonu olarak yansıtıldığı düşünülmüştür [12].



Şekil 2. Takagi-Sugeno-Kank (TSK) bulanık sistemi.

Bütün kuralların soncul kısımları çoklu doğrusal denklemlerden ibarettir. Böyle bir yapıya sahip olan bulanık sistemde soncular bulanık küme şeklinde olmadıklarından, herbir kuralın öncül kısmından hesaplanan üyelik dereceleri ağırlık olmak üzere ağırlıklı bir çıkarım yapılmaktadır (Şekil 2).

Bu çalışmada Şekil 2'deki gibi bir sistem oluşturularak, giriş üyelik fonksiyonları ve çıkış denklemlerinin parametreleri eğitim azaltma algoritması ve en küçük kareler yöntemi ile elde edilmiştir. Bunun için MATLAB programlama dili kullanılmıştır. Giriş üyelik fonksiyonların parametreleri (9) eşitliği kullanılarak yenilenmiştir.

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (9)$$

Burada  $\Delta\alpha = \alpha$  parametresinin ardışık iki iterasyondaki değerlerinin farkı,  $\partial E/\partial \alpha = E$  toplam karesel hatanın  $\alpha$  parametresine göre türevi ve h = öğrenme oranıdır. Eğitim azaltma algoritması ayrıntılı olarak Haykin [15]'te bulunabilir. Bulanık modelin çıkış denklemleri (10) eşitliği ile matris şeklinde yazılabilir.

$$A\theta = y \quad (10)$$

Burada A = parametrelerin ağırlık değerlerini (bu değerler biliniyor) içeren matris, q = parametreleri içeren bir vektör (parametre değerleri bilinmiyor), y = çıkış değerlerinden oluşan bir vektördür. q parametreler vektörü (11) eşitliği ile en küçük kareler yöntemi kullanılarak hesaplanır.

$$\theta = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (11)$$

Burada  $A^T = A$  matrisinin transpozesi,  $(A^T A)^{-1} = A^T$  ve A çarpımının tersidir. TSK bulanık mantık modelinin parametrelerinin elde edilmesi ayrıntılı olarak Jang [16]'da bulunabilir.

### UYGULAMA

Uygulamada dört farklı yapay zeka yöntemi kullanılmıştır. Bunlar, çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA) ve bulanık yapay sinir ağları (ANFIS)'dir. Yapay zeka modellerinin geliştirilmesi amacıyla MATLAB programlama dilinde dört farklı kod hazırlanmıştır. YSA yöntemleri uygulanmadan önce veriler [0.2,0.8] aralığında normalize edilmiştir.

Modellerin tahmin sonuçları karekök ortalama karesel hata (KOKH), ortalama mutlak hata (OMH) ve korelasyon katsayısı (R) kriterlerine göre karşılaştırılmıştır. N toplam veri sayısı olmak üzere KOKH ve OMH'nin ifadelerinin formülleri aşağıda verilmiştir.

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{i_{gözlenen}} - Y_{i_{tahmin}})^2} \quad (12)$$

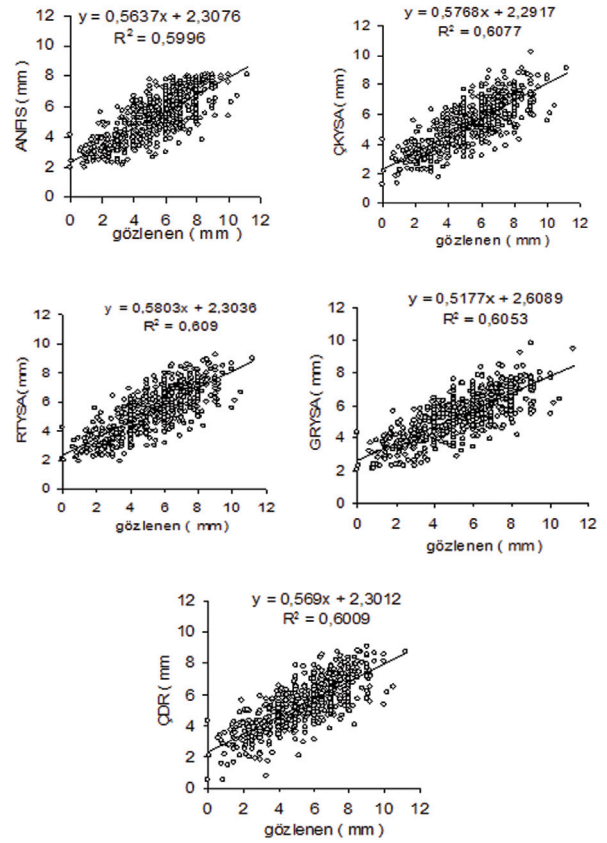
$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{i\text{gözlenen}} - Y_{i\text{tahmin}}| \quad (13)$$

Burada  $Y_{i\text{gözlenen}}$  gerçek buharlaşma değerini,  $Y_{i\text{tahmin}}$  hesaplanan buharlaşma değerini ifade etmektedir.  $N$  ise toplam girdi sayısıdır.

ÇKYSA, RTYSA, GRYSA, ANFIS ve çoklu doğrusal regresyon (ÇDR) yöntemlerinden oluşturulan modellere meteorolojik verilerle farklı girdi kombinasyonları uygulanmıştır. 1. Kombinezon için ortalama nem, 2. Kombinezon için ortalama sıcaklık ve ortalama nem, 3. Kombinezon için ortalama sıcaklık, ortalama nem ve minimum sıcaklık, 4. Kombinezon için ortalama sıcaklık, minimum sıcaklık, maksimum sıcaklık ve ortalama nemden oluşan değişik kombinezonlar deneyerek her bir değişkenin buharlaşmaya olan etkisi incelenmiştir. Tablo 1'de Yozgat İstasyonu için elde edilen modeller karşılaştırılmaktadır. Kombinezonlardaki en küçük KOKH, OMH ve en büyük R değerlerinden en iyi model tespit edilmiş ve koyu renk ile gösterilmiştir. ANFIS ve ÇDR modelleri için; ortalama nem, ortalama sıcaklık ve minimum sıcaklık giriş vektörlü 3.kombinezonun; ÇKYSA, RTYSA, GRYSA modelleri için; ortalama nem, ortalama sıcaklık, minimum sıcaklık ve maksimum sıcaklık giriş vektörlü 4. kombinezonun en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Modeller karşılaştırıldığında KOKH ve R kriterlerine göre RTYSA yönteminin, OMH kriterine göre ise ÇKYSA yönteminin diğer modellere göre daha

**Tablo 1.** Yozgat merkez istasyonu için oluşturulan modellerin performanslarının karşılaştırılması.

YÖNTEM	GİRİŞLER	KOKH (mm)	OMH (mm)	R
ANFIS	Ort. Nem	1,7927	1,4779	0,4948
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4802	1,1463	0,7016
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,2989	1,0285	0,7744
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,3018	1,0266	0,7724
ÇKYSA	Ort. Nem	1,7965	1,4820	0,4915
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,3281	1,0488	0,7657
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,2958	1,0258	0,7748
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,2828	1,0070	0,7796
RTYSA	Ort. Nem	1,7888	1,4731	0,4967
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,3168	1,0423	0,7680
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,2882	1,0158	0,7770
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,2803	1,0090	0,7804
GRYSA	Ort. Nem	1,8022	1,4912	0,4829
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,3395	1,0724	0,7610
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,3103	1,0396	0,7771
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,3048	1,0380	0,7780
ÇDR	Ort. Nem	2,9870	2,4349	0,4926
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,3216	1,0476	0,7665
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,2950	1,0228	0,7757
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,2977	1,0231	0,7742



**Şekil 3.** Yozgat merkez istasyonu için oluşturulan modellerin test aşamasındaki tahmin sonuçları ile gözlenen değerlerin karşılaştırılması.

iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. ANFIS, ÇKYSA, GRYSA, RTYSA ve ÇDR modelleri için, dört ayrı girdi kombinasyonundan elde edilen en iyi buharlaşma tahmin sonuçlarının ve meteorolojik ölçüm değerlerinin grafiksel olarak karşılaştırılması aşağıdaki gibidir. Yozgat merkez istasyonu için Şekil 3'te verilen grafiklerden yöntemlerle ilgili açıkça bir yorum yapılamamakla birlikte,  $R^2$  kriterine göre en iyi tahminin RTYSA yöntemiyle yapıldığı görülmektedir.

Tablo 2'de Kayseri İstasyonu için elde edilen modeller karşılaştırılmaktadır. ÇKYSA modeli için 3.kombinezonun, ANFIS, RTYSA, GRYSA, ÇDR modelleri için ise 4. kombinezonun en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Bu istasyonda da, KOKH ve R kriterlerine göre RTYSA yönteminin, OMH kriterine göre RTYSA'dan küçük bir farkla, ANFIS yönteminin diğer modellere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Modellerin grafiksel olarak karşılaştırılması Şekil 4'te verilmiştir.  $R^2$  kriterine göre en iyi tahminin yine RTYSA yöntemiyle yapıldığı görülmektedir.

Tablo 3'te Kırşehir İstasyonu için elde edilen modeller karşılaştırılmaktadır. ANFIS, ÇKYSA, RTYSA, GRYSA modelleri için 3.kombinezonun, ÇDR modeli için de 4. kombinezonun en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Tablo 3'ten diğer istasyonlardan farklı olarak; KOKH, OMH ve R kriterlerinin üçü için de RTYSA yönteminin diğer modellere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.



**Tablo 2.** Kayseri merkez istasyonu için oluşturulan modellerin performanslarının karşılaştırılması.

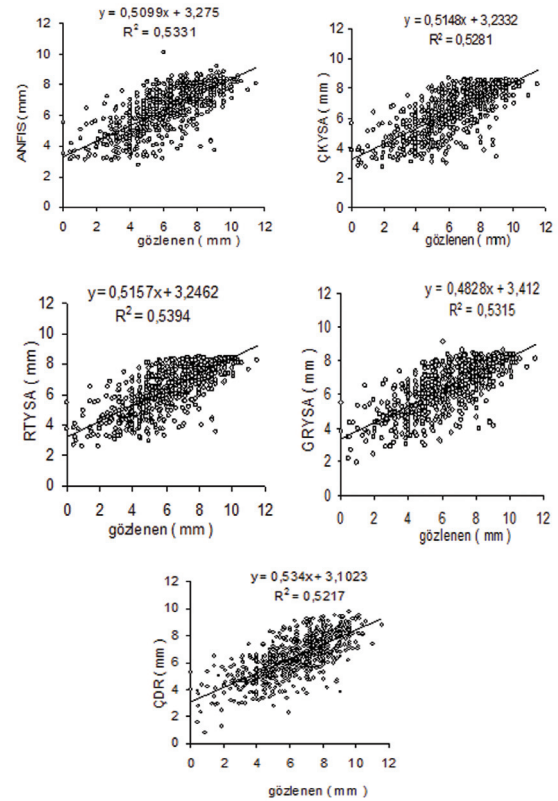
YÖNTEM	GİRİŞLER	KOKH (mm)	OMH (mm)	R
ANFIS	Ort. Nem	1,8257	1,4591	0,4924
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4791	1,1542	0,7124
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,4490	1,1301	0,7278
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,4462	1,1260	0,7301
ÇKYSA	Ort. Nem	1,8303	1,4646	0,4888
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4811	1,1547	0,7114
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,4512	1,1319	0,7267
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,4843	1,1518	0,7121
RTYSA	Ort. Nem	1,9563	1,6042	0,3556
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4750	1,1529	0,7148
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,4429	1,1272	0,7312
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,4378	1,1265	0,7344
GRYSA	Ort. Nem	1,8254	1,4661	0,4919
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4901	1,1685	0,7084
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,4584	1,1390	0,7237
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,4495	1,1353	0,7290
ÇDR	Ort. Nem	3,0419	2,5251	0,4834
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,4767	1,1515	0,7127
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,4639	1,1411	0,7197
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,4593	1,1465	0,7223

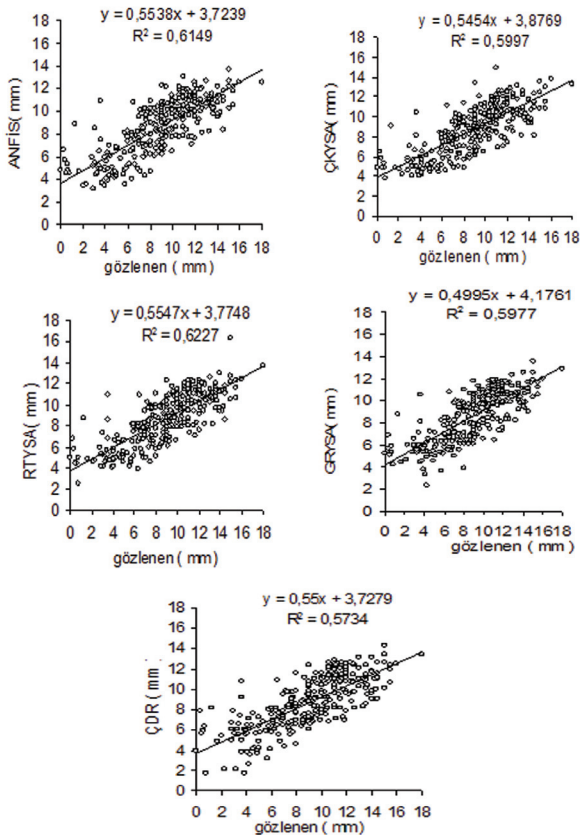
**Tablo 4.** Nevşehir merkez istasyonu için oluşturulan modellerin performanslarının karşılaştırılması.

YÖNTEM	GİRİŞLER	KOKH (mm)	OMH (mm)	R
ANFIS	Ort. Nem	1,7453	1,3651	0,4135
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,5385	1,1527	0,5934
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,5444	1,1446	0,5931
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,5651	1,1638	0,5826
ÇKYSA	Ort. Nem	2,2223	1,5836	0,3140
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,5437	1,1601	0,5905
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,5426	1,1446	0,5901
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,5310	1,1482	0,6004
RTYSA	Ort. Nem	1,7532	1,3655	0,4211
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,5360	1,1520	0,5929
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,5337	1,1266	0,5985
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,5223	1,1263	0,6050
GRYSA	Ort. Nem	1,7434	1,3668	0,4167
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,5681	1,1744	0,5680
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,1851	1,6502	0,3456
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,1263	1,6365	0,3726
ÇDR	Ort. Nem	3,4565	2,9045	0,4175
	Ort. Nem+Ort. Sic	1,5382	1,1539	0,5924
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	1,5427	1,1533	0,5913
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	1,5191	1,1392	0,6069

**Tablo 3.** Kırşehir merkez istasyonu için oluşturulan modellerin performanslarının

YÖNTEM	GİRİŞLER	OKKH (mm)	OMH (mm)	R
ANFIS	Ort. Nem	2,8510	2,3062	0,5825
	Ort. Nem+Ort. Sic	2,3639	1,8429	0,7421
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,1809	1,6931	0,7842
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,2036	1,7014	0,7766
ÇKYSA	Ort. Nem	2,8524	2,3070	0,5826
	Ort. Nem+Ort. Sic	2,3785	1,8637	0,7408
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,2093	1,7228	0,7744
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,2225	1,7181	0,7744
RTYSA	Ort. Nem	3,0309	2,3677	0,5014
	Ort. Nem+Ort. Sic	2,3560	1,8488	0,7419
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,1555	1,6858	0,7891
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,1862	1,6874	0,7816
GRYSA	Ort. Nem	2,8686	2,3129	0,5804
	Ort. Nem+Ort. Sic	2,4157	1,8904	0,7368
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,2600	1,7697	0,7731
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,2826	1,7901	0,7680
ÇDR	Ort. Nem	5,0621	4,1871	0,5741
	Ort. Nem+Ort. Sic	2,3697	1,8544	0,7397
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic	2,2855	1,7876	0,7563
	Ort. Nem+Ort. Sic+Min. Sic+Max. Sic	2,2825	1,7864	0,7572

**Şekil 4.** Kayseri merkez istasyonu için oluşturulan modellerin test aşamasındaki tahmin sonuçları ile gözlenen değerlerin karşılaştırılması.



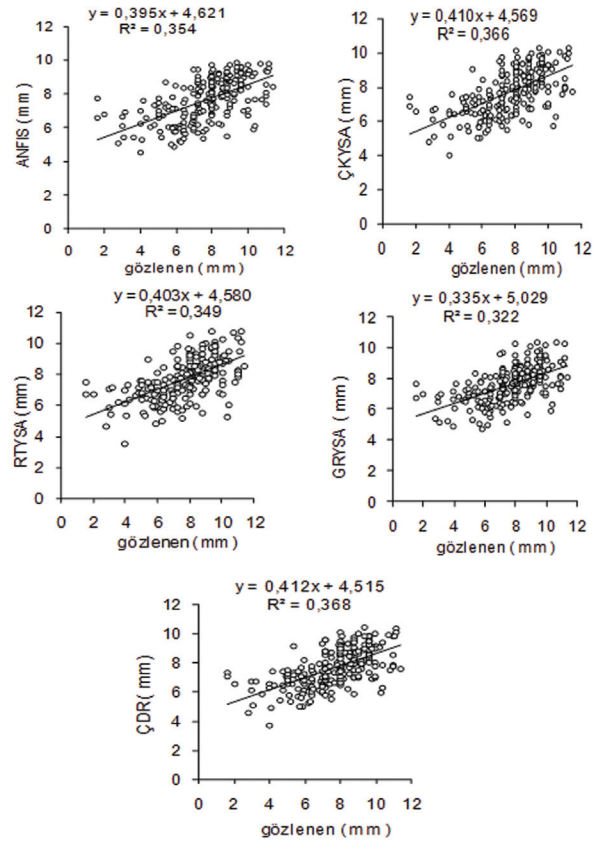
Şekil 5. Kırşehir merkez istasyonu için oluşturulan modellerin test aşamasındaki tahmin sonuçları ile gözlenen değerlerin karşılaştırılması.

Herbir modelin en iyi girdi kombinezonundan elde edilen buharlaşma tahmini sonuçları ve meteorolojik ölçüm değerlerinin karşılaştırılması Şekil 5'te yapılmıştır. Saçılma diyagramlarına bakıldığında RTYSA'nın diğerlerine göre daha iyi olduğu söylenebilir.

Tablo 4'te Nevşehir İstasyonu için elde edilen modeller karşılaştırılmaktadır. ANFIS, GRYSA modelleri için 2.kombinezonun, ÇDR, ÇKYSA, RTYSA, modelleri için 4. kombinezonun en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Tablo 4'ten OMH kriterine göre RTYSA yönteminin diğer modellere göre daha iyi olduğu görülmektedir. ÇDR, KOKH ve R kriterlerine göre RTYSA'dan biraz daha iyi görünmektedir. Her ne kadar ÇDR doğrusal bir model olsa da bazı durumlarda iyi sonuçlar verdiği gözardı edilmemelidir. ANFIS, ÇKYSA, GRYSA, RTYSA ve ÇDR modelleri için, dört ayrı girdi kombinezonundan elde edilen en iyi buharlaşma tahmin sonuçlarının ve meteorolojik ölçüm değerlerinin grafiksel olarak karşılaştırılması Şekil 6'da yapılmıştır. Yozgat merkez istasyonu için Şekil 6'da R<sup>2</sup> kriterine göre en iyi tahminin ÇDR yöntemiyle yapıldığı açıkça görülmektedir.

## SONUÇLAR

Bu çalışmada, çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA), bulanık yapay sinir ağı (ANFIS) ve çoklu doğrusal



Şekil 6. Nevşehir merkez istasyonu için oluşturulan modellerin test aşamasındaki tahmin sonuçları ile gözlenen değerlerin karşılaştırılması.

regresyon (ÇDR) yöntemlerinin buharlaşmanın tahminindeki performansları araştırılmıştır. Kayseri, Kırşehir, Nevşehir ve Yozgat illerine ait günlük ortalama sıcaklık, minimum sıcaklık, maksimum sıcaklık, ortalama nem ve buharlaşma verileri kullanılmıştır. Buharlaşmanın tahmini için meteorolojik değişkenleri içeren farklı girdi kombinezonları denenmiştir. Kayseri, Kırşehir, Nevşehir, Yozgat merkez istasyonları için oluşturulan modellerin performansları değerlendirilmiş ve herbir yöntem için en iyi girdi kombinezonu seçilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Modellere uygulanan dört farklı kombinezondan genel olarak en iyi sonuçları 4. kombinezon vermiş, bazı modeller için 3. kombinezon, sadece bir istasyonda 2. kombinezonun daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bütün istasyonlarda en kötü sonuçlar 1. kombinezondan elde edilmiştir.

KOKH ve R kriterlerine göre 3 istasyonda RTYSA'nın ANFIS, ÇKYSA ve GRYSA modellerine göre daha iyi olduğu, sadece 1 istasyonda ÇDR'nin RTYSA'dan biraz daha iyi olduğu görülmüştür.

OMH kriterine göre 2 istasyonda RTYSA'nın, 1 istasyonda ANFIS'in, kalan 1 istasyonda da ÇDR'nun RTYSA'dan biraz daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Herbir istasyondan seçilen en iyi model ve kombinezonlar saçılma diyagramlarına göre değerlendirilecek olursa; 3 istasyonda RTYSA'nın, sadece 1 istasyonda ÇDR'un diğer ANFIS, ÇKYSA ve GRYSA modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Buharlaşmanın doğasından kaynaklanan doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri olmasına rağmen, doğrusal bir yöntem olan ÇDR yönteminin sadece Nevşehir istasyonu için iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Devlet Meteoroloji İşleri (DMİ) istasyonlarında yılın her günü ölçüm yapılmaması, ölçümlerin hatalı olabilme ihtimalinin bulunması, buharlaşmayı etkileyen güneş radyasyonu, rüzgar hızı ve basınç gibi diğer verilerin DMİ'den elde edilememesi nedeniyle sadece nem ve sıcaklık verilerinin kullanılması modellerin buharlaşma tahminindeki performanslarını olumsuz yönde etkilemiştir.

## KAYNAKLAR

- [1] Bayazıt, M. 1999. Hidroloji, İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.
- [2] Sudheer, P.K., Gosain, A.K., Mohana, R.D. ve Saheb, S.M. 2002. Modeling Evaporation Using an Artificial Neural Network Algorithm. *Hydrological Process*, 16, 3189-3202.
- [3] Keskin, M.E. ve Terzi, O. 2006. Artificial neural network models of daily pan evaporation. *J. of Hydrologic Engineering*, 11(1), 65-70.
- [4] Kisi, O. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique, *J. of Hydrology*, 329, 636-646.
- [5] Kisi, O. 2009a. Daily pan evaporation modeling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks, *Hydrological Processes*, 23, 213-223.
- [6] Kisi, O. 2009b. Modeling monthly evaporation using two different neural computing techniques. *Irrigation Science*, 27(5), 417-430.
- [7] Marquardt, D. 1963. An algorithm for least squares estimation of non-linear parameters, *J.Soc.Ind. Appl.Math.*, 431-441.
- [8] Verleysen, M. ve Hlavackova, K. 1994. An Optimized RBF Network For Approximation of Functions, *Proceedings European Symposium on Artificial Neural Networks*, Brussels, Belgium, pp. 175-180.
- [9] Paredes, V. ve Vidal, E. 2000. A Class-Dependent Weighted Dissimilarity Measure for Nearest Neighbor Classification Problems, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 21, pp. 1027-1036.
- [10] Specht, D.F. 1991. A general regression neural network, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(6), 568-576.
- [11] Tsoukalas, L.H. ve Uhrig, R.E. 1997. *Fuzzy and neural approaches in engineering*. New York: Wiley.
- [12] Şen, Z. 1999. Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Modelleme İlkeleri, İTÜ, İnşaat Fak. İnşaat Müh. Böl., Hidrolik A.B.D., İstanbul, 1999.
- [13] Takagi, K.I. ve Sugeno, M. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", *IEEE Trans. On Systems, Man and Cybern*, 15(1), 116-132.
- [14] Sugeno, M. ve Kank, G.T. 1988. Structure identification of fuzzy model, *Fuzzy Sets and Systems*, 28(1), 15-33.
- [15] Haykin, S. 1998. *Neural Networks - A Comprehensive Foundation* (2nd. ed.). Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 26-32.
- [16] Jang, J.-S.R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Trans. Sys. Manage. and Cybernetics*, 23(3), 665-685.