

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmin Edilmesi

Emrah DOĞAN*
Sabahattin IŞIK**
Mehmet SANDALCI***

ÖZ

Yapay sinir ağlarının (YSA) hidroloji mühendisliğinde kullanımı son yıllarda artmıştır. Bu çalışmada ileri beslemeli geri yayınlı (İBGYYSA) ve radyal temelli yapay sinir ağı (RTYSA) modeli kullanılarak Sapanca Gölü için günlük buharlaşma miktarı tahmini yapılmıştır ve Penman-Monteith (PM) modeli ile karşılaştırılmıştır. Minimum ve maksimum sıcaklığa, rüzgâr hızına, göreceli neme, gerçek güneşlenme süresine ve maksimum güneşlenme müddetine bağlı olan günlük buharlaşma miktarının tahmini için İBGYYSA ve RTYSA modelleri uygulanmıştır. İBGYYSA, RTYSA ve PM modellerinin performansları karşılaştırıldığında sırasıyla korelasyon katsayıları, $R_1= 0,651$, $R_2= 0,716$ ve $R_3= 0,700$, ortalama mutlak hataları $OMH_1= \%68,540$, $OMH_2=\%59,484$ ve $OMH_3=\%59,207$, ortalama karesel hataları $OKH_1= 2,674$, $OKH_2= 2,512$ ve $OKH_3= 2,557$ bulunmuş ve İBGYYSA yöntemi ölçülen günlük buharlaşma miktarına en yakın sonucu vermiştir.

ABSTRACT

Estimation of Daily Evaporation Using Artificial Neural Networks

In recent years using of Artificial Neural Networks (ANNs) has been increasing in hydrology engineering. In this study, Feed Forward Backpropagation Neural Network (FFNN) and Radial Basis Artificial Neural Networks (RBNN) models have been used to estimate daily evaporation amount for Lake Sapanca and compared with Penman-Monteith model. FFNN and RBNN models have been applied to daily evaporation estimation depending on daily min and max temperature, wind speed, relative humidity, real solar period and maximum solar period. When performances of the FFNN, RBNN and PM models compared; correlation coefficient $R_1= 0.651$, $R_2= 0.716$ and $R_3= 0.700$; Mean

Not: Bu yazı

- Yayın Kurulu'na 20.02.2006 günü ulaşmıştır.
- 30 Haziran 2007 gününe kadar tartışmaya açıktır.

* Sakarya Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Sakarya, emrahd@sakarya.edu.tr
** Sakarya Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Sakarya, sisik@sakarya.edu.tr
*** Sakarya Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü, Sakarya, sandalci@sakarya.edu.tr

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi

Absolute Error, $MAE_1= 68.540\%$, $MAE_2=59.484\%$ and $MAE_3=59.207\%$; Mean Square Error $MSE_1= 2.674$, $MSE_2= 2.512$ and $MSE_3= 2.557$ are found respectively. It is clearly seen that FFNN model yields the best result.

1. GİRİŞ

Gölden meydana gelen buharlaşma miktarı, mevcut enerjiye, kütle ve enerji transfer mekanizmasına, gölün derinliğine ve yüzey alanına bağlıdır. Aynı zamanda, buharlaşma, güneş radyasyonunun, sıcaklığın, rüzgar hızının, rölatif nemin, atmosfer basıncının ve çevresel koşulların bir fonksiyonudur. Hidrolojik çevrimin temel bileşeni olan buharlaşma, su kaynaklarının geliştirilmesi, planlanması ve işletilmesi bakımından da önem arz etmektedir [1].

Gölde meydana gelen buharlaşma miktarı, içme, sulama ve kullanma suyunun göl rezervuarından karşılanması bakımından önem arz etmektedir. Genellikle günlük buharlaşma miktarı doğrudan buharlaşma tavalardan ölçümlerle ya da dolaylı olarak PM gibi meteorolojik verilere bağlı olan metotlarla tahmin edilmektedir. Buharlaşma, doğasından kaynaklanan doğrusal olmayan karmaşık ilişkiler sebebiyle literatürdeki birçok buharlaşma miktarı tahmini denklemleri ampirik olarak geliştirilmişlerdir. Genellikle bu formüller kendi aralarında da çelişmektedir ve bu nedenle en iyi çözümü veren denklemi belirlemek oldukça güç olmaktadır. Problemin karmaşıklığı, kesinsizliği ve belirsizliği klasik yöntemlere rahat modelleme imkanı vermez [2,3].

Bu durumlarında daha uygun olarak kullanılacak başka yöntemlerde mevcuttur. Bu nedenle son zamanlarda YSA modelleri doğal olayların modellenmesinde sıkça kullanılmaktadır. Günümüzde YSA bir çok bilim alanına uygulanmaktadır. Bu yaklaşım diğer bilim dallarında olduğu gibi hidrolik ve hidroloji bilim dallarında da iyi sonuçlar elde etmek için kullanılmaktadır. Su kaynakları sistemleri doğrusal olmayan ve pek çok değişkene sahip karmaşık ilişkilerden oluşur. Bu tür problemler YSA kullanılarak etkili bir şekilde çözülebilir. Ayrıca YSA probleme kolayca uyum sağlayabilmektedir. Hidroloji alanındaki çalışmalarda en yaygın olarak kullanılan YSA mimarisi çok katmanlı geri yayılım algoritmali ileri beslemeli ağ modelidir. Son zamanlarda, çözümü zor olan çok değişkenli hidrolojik modellerin oluşturulmasında, Radyal Temelli Yapay Sinir Ağı (RTYSA) kullanılmaktadır. Hidroloji alanında RTYSA, yağış-akış modellerinin kurulmasında ve hidrolojik zaman serilerinin modellenmesinde kullanılmış olmasına karşın, gölde meydana gelen günlük buharlaşma miktarı tahmininde kullanılmamıştır [3, 4]. Sudheer ve diğ. [5] İGBYSA modeliyle A sınıfı tava buharlaşmasını tahmin etmişlerdir. Terzi ve Keskin [6,7] meteorolojik parametrelerle günlük tava buharlaşmasını tahmini etmek için İGBYSA modelini kullanmışlardır. Kişi [8] İBGYSA modelini kullanarak günlük buharlaşmayı tahmin etmiştir. Doğan ve Işık [9] günlük buharlaşma miktarını RTYSA modeli ile tahmin edip ve PM modeli ile karşılaştırmışlardır. Bu modellerde Sapanca Gölünden buharlaşma için 2000, 2002-2004 verileri eğitim olarak alınmış 2001 yılına ait buharlaşma değerleri tahmin edilmiştir.

Bu çalışmada, literatürde esnek yöntemler (soft computing) olarak ifade edilebilecek bu grup içerisinde bulunan ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağları (İBGYYSA) ve radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) yöntemi kullanılarak, Sapanca Gölünden buharlaşma için 1990-1999 yılları arası 1603 adet veri kullanılarak YSA modellerinin eğitimi yapılmış ve 2000-2004 yılları arası 1033 veri için günlük buharlaşma miktarı

tahmin edilmiştir. Aynı zamanda aynı yıllara ait PM modeli kullanılarak da tahminler yapılmış bu metotla elde edilen sonuçlar YSA ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

2. GÖLDEN BUHARLAŞMA MİKTARI TAHMİN MODELLERİ

2.1 Penman-Monteith (PM) Modeli

Göl su yüzeyinden buharlaşmayı hesaplamak için Penman-Monteith Metodu yaygın olarak kullanılır. Orjinal Penman denklemi enerji ile hava dinamiği (hava hareketi) terimlerini bir denklemde birleştirildiği için bu metoda kombinasyon metodu da denir. Penman denklemine yüzey ile hava dinamiği direncini ekleyerek denklem aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\lambda E = \frac{\Delta(R_n - G) + \rho_a C_p (e_s - e_a)/r_a}{\Delta + \gamma(1 + r_c/r_a)} \quad (1)$$

Burada, λE = Suyun buharlaşması için gerekli enerji ($\text{MJm}^{-2}/\text{gün}$); λ = Suyun buharlaşma ısısı, sabit bir basınç ve sıcaklık altında suyun birim kütesini sıvı halden su buharı haline dönüşmesi için gereken ısıdır. (MJ kg^{-1}); E = Buharlaşma (mm/gün); Δ = Doymuş buhar basıncı sıcaklık eğrisinin eğimi (kPaC^{-1}); γ = Psikrometrik sabit (kPaC^{-1}); R_n = Net radyasyon ($\text{MJ m}^{-2} / \text{gün}$); G = Toprak ısı akımı yoğunluğu ($\text{MJ m}^{-2}/\text{gün}$); e_a = Günlük ortalama sıcaklıkta doymuş buhar basıncı (kPa) (yerden z kadar yükseklikteki ölçülen değer); e_s = Havanın ortalama gerçek buhar basıncıdır (kPa) (yerden z kadar yükseklikteki ölçülen değer); ρ_a =Havanın yoğunluğu (kg/m^3); C_p = Sabit basınçtaki nemli havanın özgül ısısı ($1.01 \times 10^{-3} \text{ MJ kg}^{-1} \text{ }^\circ\text{C}^{-1}$); r_a = Atmosfer sınır tabakasının içine su buharı yayılmasına karşı hava dinamiği direnci (s m^{-1}); r_c = Su buhar transferine karşı yüzey direnci (s m^{-1}) [10,11].

2.2 İleri Beslemeli Geri Yayınımlı Yapay Sinir Ağı (İBGYYSA) Modeli

Bu çalışmada, YSA(i,j,k) mimarisi, sırasıyla i, j ve k simgelerinin girdi, gizli ve çıktı katmanlarını gösterecek şekilde oluşturulmuştur. Burada i ve k değerleri 1 olup j değerleri 1, 2, 3, 5, 10, 20 değerleri alınarak YSA modelleri oluşturulmuştur. Bu çalışmada transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu, YSA eğitimi için de genelleştirilmiş delta kuralına dayalı olan geri yayılım algoritması kullanılmıştır.

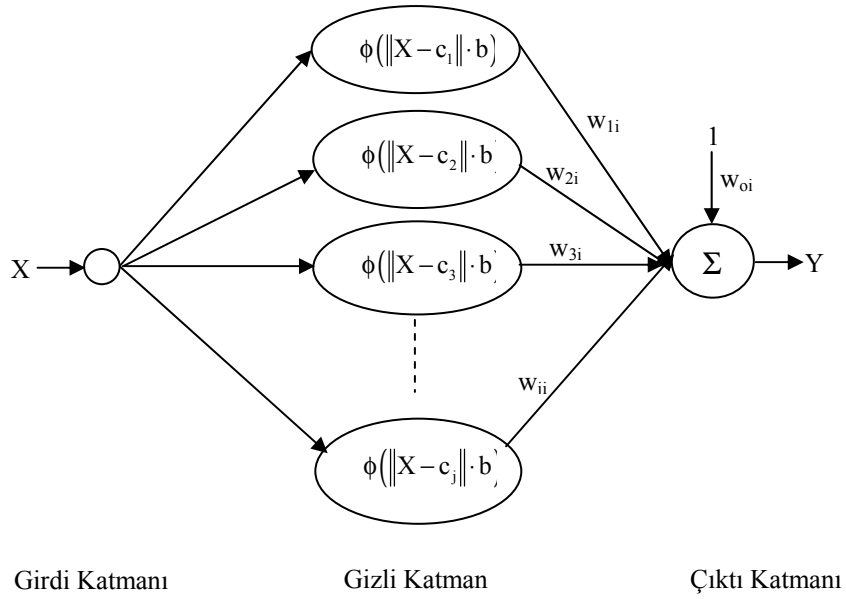
Öncelikle modelin uygulanması için aşağıda verilen denklem ile tüm veriler 0,1 ile 0,9 arasında normalize edilmiştir.

$$\chi_i = 0,8(\chi_i - \chi_{\min})/(\chi_{\max} - \chi_{\min}) + 0,1 \quad (2)$$

Burada, χ_i normalize edilmiş değerleri göstermekte olup, χ_{\max} ve χ_{\min} maksimum ve minimum ölçülen değerlerdir. Normalizasyon yapılarak veriler boyutsuz hale getirilmiştir olur.

2.3 Radyal Temelli Yapay Sinir Ağı (RTYSA) Modeli

Çok değişkenli modelleme ve yakınsamalarda kullanılan YSA yapılarından. Gizli katmandaki işlemci elemanlar girişlerin ağırlıklandırılmış şeklini kullanmamakta ve gizli katmandaki işlemci elemanların çıkışları YSA girişleri ile temel fonksiyonun merkezi arasındaki uzaklığa göre belirlenmektedir. RTYSA yapısı en genel anlamıyla radyal olarak simetrik olan gizli katman işlemci elemanları içeren bir yapıdadır. Şekil 1'de RTYSA mimarisi gösterilmektedir.



Şekil 1. RTYSA modelinin mimarisi

Radyal olarak simetrik olan ara katman işlemci elemanı için üç bileşen vardır. İlki giriş uzayındaki bir merkez vektörüdür. Bu vektör, giriş ve gizli katmanlar arasındaki ağırlık vektörü olarak saklanır. İkincisi, bir giriş vektörünün merkezden ne kadar uzak olduğunu belirlemek için uzaklık ölçütüdür. Tipik olarak bu ölçüt standart Öklit uzaklığı olarak alınmaktadır. Sonuncusu ise, tek değişkenli olan ve uzaklık fonksiyon çıkışını giriş olarak alan işlemci elemanın çıkış değerini belirleyen bir aktivasyon fonksiyon yapısıdır. İlk katmandaki işlemci elemanlar girişlerin ağırlıklandırılmış şeklini kullanmaz. İlk katmandaki işlemci elemanların çıkışları YSA girişleri ile temel fonksiyonun merkezi arasındaki uzaklığa göre belirlenir. RTYSA yapılarının son katmanı doğrusaldır ve ilk katmanın çıkışlarından ağırlıklandırılmış toplam çıkışı üretir [12].

İşlemci elemanlarının çıkışı,

$$I_j = (\|X - c_j\| \cdot b) = \left(\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - c_{ji})^2} \cdot b \right), \quad j = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

Burada,

I_j = İşlemci elemanlarının çıkışı,

X = giriş vektörü,

c_j = gizli katman nöronunun merkezi,

b = Radyal temelli tabakanın bias terimi,

N = Veri sayısı.

$$h_j(x) = \phi(\|X - c_j\| \cdot b) = e^{-\frac{I_j^2}{\sigma_j^2}} \quad (4)$$

olarak bulunmaktadır (Gaussiyen transfer fonksiyonu).

b radyal temelli tabakanın bias terimi,

$$b = \frac{\sqrt{-\log(0.5)}}{\sigma} = \frac{0.833}{\sigma} \quad (5)$$

formundadır.

Ağın j 'inci çıkışı,

$$d_j = w_{oi} + \sum_{j=1}^N w_{ji} \phi(\|X - c_j\| \cdot b) \quad (6)$$

olarak bulunur.

Burada, X giriş vektörünü, c gizli katman nöronunun merkezini, σ sabit olan dağılma katsayısı, w_{ji} j 'inci gizli katman nöronu ile i 'inci çıktı katmanı nöronu arasındaki ağırlık, w_{oi} çıkış katmanının bias terimini, $\phi(\cdot)$ lineer olmayan aktivasyon fonksiyonu, $\|\cdot\|$ Öklidiyen normunu ifade etmektedir [13,14,15].

3. MODELLERİN UYGULAMALARI

3.1 Çalışma Sahası

Sapanca Gölü, İznik Gölüne paralel olarak uzanan ve İzmit Körfezinin devamı halinde Adapazarı ovasına kadar ulaşan tektonik bir çukurda bulunmaktadır. Sapanca Gölü, Sakarya ve Kocaeli illerinin sınırları içinde yer alan bir tatlı su gölü olup, çevre yerleşimleri için önemli bir içme ve kullanma suyu kaynağıdır. Gölün çevresi 39 km uzunluğundadır ve

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sınır Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi

bunun 26 km lik kısmı Sakarya iline, 13 km si ise Kocaeli iline aittir. Havza alanı 310 km² olup, bu alanın yaklaşık 46 km² si göl, yaklaşık 150 km² si orman, geri kalan kısmı ise tarım ve yerleşim alanıdır. Toplam alanın yaklaşık %40 lık kısmı yerleşim ve tarım alanlarını kapsamaktadır. Gölün deniz seviyesinden yüksekliği 30 m olup, uzunluğu 16 km, maksimum genişliği 6 km dir. Gölün uzun eksenini doğu-batı, kısa eksenini güney-kuzey yönündedir. Doğu ucu Sakarya Nehri' ne 5 km, batı ucu da İzmit Körfezi' ne 20 km uzaklıktadır. Gölün maksimum derinliği 52 m dir.

Bu çalışmada günlük buharlaşma miktarı tahmini için minimum ve maksimum sıcaklığa, rüzgâr hızına, göreceli neme, gerçek güneşlenme süresine ve maksimum güneşlenme müddetine bağlı olan modeller kurulmuştur. Bu modellerin kurulması ve analizleriyle ilgili açıklamalar aşağıdaki bölümlerde verilmiştir. Modellerin kurulmasında Sakarya Merkez Meteoroloji İstasyonuna ait 1990-2004 yılları arası 2636 adet günlük veri kullanılmıştır. Her yıl için yalnızca Nisan-Eylül ayları arasına ait buharlaşma verileri DMI tarafından ölçülmektedir. Ayrıca 1992 yılına ait buharlaşma verilerin eksik olması nedeniyle bu yıl çalışmaya katılmamıştır. Bu verilerden 1603'ü (1990-1999) eğitim, 1033'ü ise (2000-2004) modelleri test etmek için kullanılmıştır. Modellerde kullanılan tüm verilerin minimum, maksimum, ortalama ve standart sapma değerleri Tablo 1 de sunulmuştur.

Tablo 1. Verilerin Minimum, Maksimum, Ortalama ve Standart Sapma Değerleri

Veriler	Minimum Değer	Maksimum Değer	Ortalama Değer	Standart Sapma
Minimum Sıcaklık, T _{min} (°C)	0	24,2	14,588	4,595
Maksimum Sıcaklık, T _{maks} (°C)	5,9	40,2	25,792	5,698
Gerçek Güneşlenme Süresi, n (saat)	0	13	7,317	3,807
Maksimum Güneşlenme Süresi, N (saat)	10,090	14,04	12,84	1,155
Rüzgar Hızı, U (m/s)	0,1	4,5	1,261	0,548
Rölatif Nem, RH (%)	40	97,3	73	9,89
Ölçülen Buharlaşma, E (mm)	0	9,5	3,92	1,895

Sakarya da son 15 yılda minimum sıcaklık değerleri Nisan-Eylül ayları arasında 0 ile 24,2 °C arasında değişirken maksimum sıcaklık değerleri ise 5,9 ile 40,2 °C arasında değişmiştir. Rüzgar hızı 0,1 ile 4,5 m/s arasında değişirken, göreceli nem %40 ile 97,3 arasında değişmiştir. Bu süre zaman zarfında ölçülen ortalama buharlaşma miktarı 0 ile 9,5 mm arasında değişmektedir.

3.2 Penman-Monteith Modelinin Uygulanması

Günlük buharlaşma miktarları Denklem 3.1 de verilen PM modeliyle hesaplanmış elde edilen sonuçların analizi Tablo 2 de gösterilmiştir. Ortalama karesel hatası (OKH₁) 2,674 mm/gün, korelasyon katsayısı (R₁) 0,651, ortalama mutlak hatası (OMH₁) %68,45 olarak bulunmuştur.

Tablo 2. PM modelinin performansı

	PM
OKH ₁	2,674
R ₁	0,651
OMH ₁ (%)	68,450

3.3 İleri Beslemeli Geri Yayınımı Yapay Sinir Ağı Uygulaması

Bir girdi vektörleri ve çıktı vektöründen oluşan 2636 verinin analizi göz önüne alınmıştır. Bu 2636 veri randomize ve Denklem 2 de verilen metotla 0,1-0,9 arasında normalize edilerek eğitim ve test setlerini oluşturmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Eğitim seti 1603 (1990-1999 arası yıllar), geriye kalan 1033 (2000-2004 arası yıllar) adet veri ise programın gerçek değerlere yaklaşım performansının değerlendirmesinde test seti olarak kullanılmıştır. YSA modelleri ile elde edilen performans değerleri Tablo 3 de verilmiştir.

Tablo 3. İBYYYSA modellerinin test seti performansları

Deneme- Yanılma Sayısı	YSA (i,j,k)	Korelasyon Katsayısı (R ₂)
1000	1 1 1	0,702321
1000	1 2 1	0,702890
1000	1 3 1	0,707726
1000	1 5 1*	0,716414*
1000	1 10 1	0,709506
1000	1 20 1	0,701265

Not: En iyi sonuç (*) ile gösterilmiştir.

Bu çalışmada, gizli katman nöron sayısı çeşitli denemelerden sonra test seti performans değerlerinden, Tablo 1 de gösterildiği üzere 5 olarak belirlenmiştir. Performansı en yüksek olan YSA(1 5 1) modelidir.

3.4 Radyal Temelli Yapay Sinir Ağı Uygulaması

Bu modelde de İBGYYSA da kullanılan beş girdi vektörü (min. ve maks. sıcaklık, rüzgar hızı, göreceli nem, günlük güneşlenme süresi ve astronomik güneşlenme müddeti) ve bir çıktı vektöründen (buharlaşma miktarı) oluşan 2636 verinin analizi göz önüne alınmıştır. Bu 2636 verinin eğitim ve test setlerini oluşturmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Eğitim seti 1603 (1990-1999 yıllarına ait günlük buharlaşma değerleri), geriye kalan 1033 (2000-2004 yıllarına ait günlük buharlaşma değerleri) adet veri ise programın gerçek değerlere yaklaşım performansının değerlendirmesinde test seti olarak kullanılmıştır. Oluşturulan sinir ağı modelinde deneme-yanılma sayısı ve dağılma katsayısı (spread factor) değeri çeşitli

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi

denemelerden sonra en yüksek test seti performans değeri göz önüne alınarak, Tablo 4 de gösterildiği üzere sırasıyla 50 ve 2 olarak belirlenmiştir.

Tablo 4. RTYSA modellerinin test seti performansları

Dağılma katsayısı	Deneme-Yanılma Sayısı	Korelasyon Katsayısı (R_3)
0,1	50	0,543
0,1	100	0,596
0,1	200	0,599
0,2	100	0,700
0,2	50	0,666
0,3	100	0,700
0,3	50	0,639
0,4	100	0,693
0,4	50	0,690
0,5	50	0,689
0,6	50	0,695
0,7	50	0,695
0,8	50	0,683
0,9	50	0,700
1,0	50	0,697
1,1	50	0,698
1,2	50	0,697
1,5	50	0,697
1,9	50	0,684
2,0	50	0,701*
2,1	50	0,693
3,0	50	0,697
5,0	50	0,679
10	50	0,689

Not: En iyi sonuç '*' işareti ile gösterilmiştir.

Bu çalışmada, danışmanlı öğrenme algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma, gizli katmandaki işlemci elemanlarının (nöronların) otomatik olarak oluşturulmasını sağlamaktadır. Ayrıca bu işlemci elemanlarının sayısı arttıkça hata oranı azalmaktadır. İşlemci elemanlarının oluşturulması, toplam karesel hata istenen hata düzeyine düşüncüye kadar veya maksimum deneme-yanılma sayısına varıncaya kadar devam etmektedir. Bu çalışma kapsamında MATLAB 7.0 programının *newrb* fonksiyonu kullanılarak radyal temelli yapay sinir ağı oluşturulmuştur [15].

4. MODELLERİN PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Kurulan herhangi bir modelin, gölde meydana gelen günlük buharlaşma miktarı tahminindeki etkinliğinin ve uygulanabilirliğinin değerlendirilmesinde tahmin hatalarının

ortalamasının önemli olması kadar tahmin hatalarının dağılımı da önemlidir. Bu çalışmada performans değerlendirmesi için, global istatistik yöntemlerden korelasyon katsayısı (R) ve ortalama karesel hata fonksiyonları (OKH) kullanılmıştır. Ancak bu yöntemler hatanın dağılımı hakkında herhangi bir bilgi vermemektedirler. Bu nedenle bu çalışma için diğer global metotlara ilaveten modelin performansını daha etkili değerlendirmek için ortalama mutlak hata (OMH) yöntemi de kullanılmıştır. Kurulan modellerin performanslarının değerlendirilmesi Tablo 5 de verilmiştir. Oluşturulan bu modeller arasında ölçülen 2000-2004 yılları günlük buharlaşma miktarına en yakın sonucu veren yöntemin İBGYYSA olduğu Tablo 5 ve Şekil 2,3 ve 4'den anlaşılmaktadır.

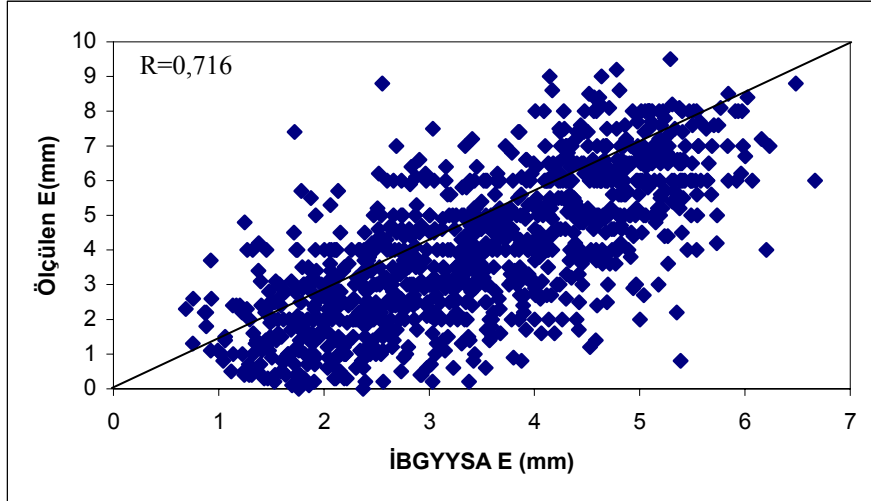
Tablo5. Kurulan modellerin performanslarının karşılaştırılması

	İBGYYSA	RTYSA	PM
OKH	2,512*	2,557	2,674
R	0,716*	0,700	0,651
OMH(%)	59,484	59,207*	68,450

Not: En iyi sonuçlar '*' işareti ile gösterilmiştir.

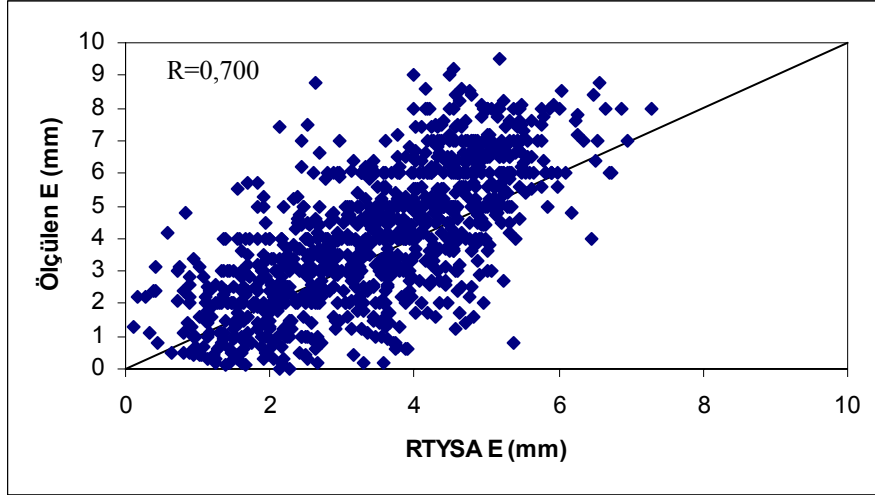
Ortalama karesel hata değeri (OKH) İBGYYSA modelinde 2,512 ile en küçük olarak elde edilmiştir. Korelasyon katsayısı R en iyi olarak İBYYYSA modelinde 0,716 olarak bulunmuştur. Ortalama mutlak hata (OMH) ise %59,207 olarak en düşük RTYSA modeliyle bulunmuştur.

İBGYYSA, RTYSA ve PM modelleriyle tahmin edilen günlük buharlaşma miktarlarının ölçülen buharlaşma miktarlarına göre dağılımı Şekil 2, 3 ve 4'de gösterilmiştir.

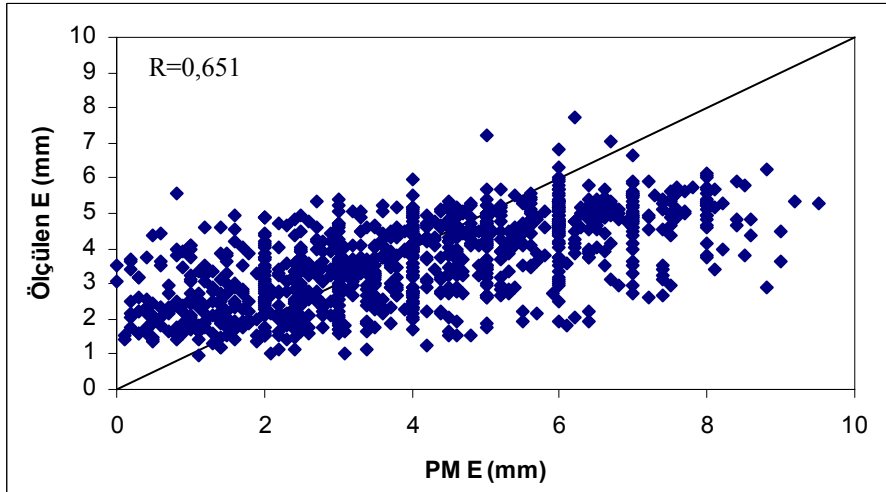


Şekil.2 İBGYYSA ile tahmin edilen buharlaşma ve ölçülen buharlaşma

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi



Şekil.3 RTYSA ile tahmin edilen buharlaşma ve ölçülen buharlaşma



Şekil.4 PM ile hesaplanan buharlaşma ve ölçülen buharlaşma

5. SONUÇ

Doğal olaylar, klasik yöntemlere her zaman rahat modelleme imkanı vermez. Belirsizlik ve kesinsizlik durumlarında daha uygun olarak kullanılabilir başka yöntemler de mevcuttur. Bu nedenle bu çalışmada, literatürde esnek yöntemler (soft computing) olarak ifade edilebilecek bu grup içerisinde bulunan ileri beslemeli geri yayınlı yapay sinir ağları (İBGYYSA) ve radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) yöntemi kullanılarak, 1990-1999 arası yıllara ait 1603 adet veri kullanılarak YSA modellerinin eğitimi yapılmış ve Sapanca Gölünden 2000-2004 yılları 1033 veri için günlük buharlaşma miktarı tahmin edilmiştir. Aynı zamanda aynı yıllara ait PM modeli kullanılarak da tahminler yapılmış bu metotla elde edilen sonuçlar YSA ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. İBGYYSA, RTYSA ve PM modellerinin performansları karşılaştırıldığında sırasıyla korelasyon katsayıları, $R_1=0,651$, $R_2=0,716$ ve $R_3=0,700$, ortalama mutlak hataları $OMH_1=68,540$, $OMH_2=59,484$ ve $OMH_3=59,207$, ortalama karesel hataları $OKH_1=2,674$, $OKH_2=2,512$ ve $OKH_3=2,557$ bulunmuş ve İBGYYSA yöntemi ölçülen günlük buharlaşma miktarına en yakın sonucu vermiştir. En uygun modelin test setlerinin performans derecelerine bakıldığında İBGYYSA olduğu görülmüştür. Ayrıca İBGYYSA ve RTYSA metodlarının PM metoduna göre kurulmasının kolay olması, probleme kolay uyum sağlayabilmesi, nedeniyle çıkış değerlerinin çok daha kısa sürede elde edilmesi gibi bir çok avantaj ortaya çıkmaktadır. Aynı zamanda İBGYYSA ve RTYSA modellerinin iyi sonuçlar vermesi YSA'nın hidrolojide diğer alanlara uygulanması açısından cesaret verici olduğu kaçınılmazdır.

SEMBOLLER

λE = suyun buharlaşması için gerekli enerji ($MJm^{-2}/gün$),

λ = suyun buharlaşma ısısı, sabit bir basınç ve sıcaklık altında suyun birim kütle için sıvı halden su buharı haline dönüşmesi için gereken ısıdır. ($MJ kg^{-1}$),

E = buharlaşma ($mm/gün$),

Δ = doymuş buhar basıncı sıcaklık eğrisinin eğimi ($kPaC^{-1}$),

γ = psikrometrik sabit ($kPaC^{-1}$),

R_n = net radyasyon ($MJ m^{-2}/gün$),

G = toprak ısı akımı yoğunluğu ($MJ m^{-2}/gün$),

e_s = günlük ortalama sıcaklıkta doymuş buhar basıncı (kPa) (yerden z kadar yükseklikteki ölçülen değer),

e_a = havanın ortalama gerçek buhar basıncıdır (kPa) (yerden z kadar yükseklikteki ölçülen değer),

ρ_a = havanın yoğunluğu (kg/m^3),

C_p = sabit basınçtaki nemli havanın özgül ısısı ($1.01 \times 10^{-3} MJ kg^{-1} ^\circ C^{-1}$);

r_a = atmosfer sınır tabakasının içine su buharı yayılmasına karşı hava dinamiği direnci

Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi

(s m⁻¹),

r_c = su buhar transferine karşı yüzey direnci (s m⁻¹),

I_j = işlemci elemanlarının çıkışı,

X = giriş vektörü,

c_j = gizli katman nöronunun merkezi,

b = radyal temelli tabakanın bias terimi,

N = veri sayısı,

σ = sabit olan dağılıma katsayısı,

w_{ji} = j 'inci gizli katman nöronu ile i 'inci çıktı katmanı nöronu arasındaki ağırlık,

w_{oi} = çıkış katmanının bias terimi,

$\phi(\cdot)$ = lineer olmayan aktivasyon fonksiyonu,

$\|\cdot\|$ = öklidiyen normu.

Kaynaklar

- [1] Abtew, W., Evaporation Estimation for Lake Okeechobee in South Florida”, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 127(3), 140-147, 2001.
- [2] Doğan, E., Suspended Sediment Load Estimation In Lower Sakarya River By Using Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic and Neuro-Fuzzy Models, *Elec Lett Sci Eng.*, 1, 22-32, 2005.
- [3] Doğan, E., Sasal, M., and Isık S., Suspended Sediment Load Estimation in Lower Sakarya River by Using Soft Computational Methods, Proceeding of the International Conference on Computational and Mathematical Methods in Science and Engineering, *CMMSE 2005* Alicante, Spain, June, 27-30, 395-406, 2005.
- [4] Govindaraju, R.S., and Rao, R. A., Artificial Neural Networks in Hydrology, Kluwer Academic Publishers, 93-109, 2000.
- [5] Sudheer, P. K., A. K. Gosain, R. D. Mohana and S. M. Saheb, Modeling Evaporation Using an Artificial Neural Network Algorithm. *Hydrological Process*, 16, 3189-3202, 2002.
- [6] Terzi, Ö., ve Keskin, E. M., Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı Kullanarak Günlük Tava Buharlaşması Tayini. *İMO Teknik Dergi*, 3683-3693, 2005.
- [7] Terzi, Ö., ve Keskin, E. M., Modelling Daily Pan Evaporation. *J. Applied Sci.* 5(2) 368-372, 2005.
- [8] Kişi, Ö., Yapay Sinir Ağları ile Meteorolojik Verileri Kullanarak Buharlaşmanın Modellenmesi. *Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu*, BMYS 2005, syf. 790-797, Kasım 16-18, Kocaeli, 2005.
- [9] Doğan, E., ve Işık, S., Sapanca Gölü Günlük Buharlaşma miktarının Radyal Temelli Yapay Sinir Ağı Modeli Kullanılarak Tahmin Edilmesi, *Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu*, BMYS 2005 syf. 807-814, Kasım 16-18, Kocaeli, 2005.

- [10] Burman, R. and Pochop, L. O., Evaporation, Evapotranspiration and Climatic Data, Development in Atmospheric Science, 22, Elsevier Science B. V. Amsterdam, The Netherlands, 1994.
- [11] Jensen, M. E., Burman, R. D., and Allen, R. G., Evapotranspiration and Irrigation Water Requirements, ASCE Manuals and Reports on Engineering Practices, 70, New York, 1990.
- [12] Sağırođlu, Ş., Beşdok, E., ve Erler M., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1 Yapay Sinir Ağları.Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayıncılık, Kayseri, 2003.
- [13] Ravi Segal, M.L. Kothari, Senior Member, IEEE, and Sheknar Madnani, Radial Basis Function (RBF) Network Adaptive Power System Stabilizer, IEEE Transactions Power Systems, 15, 2, May, 2000.
- [14] Szczurek, A., and Maciejewska, M., Recognition of Benzene, Toluene and Xylene Using TGS Array Integrated with Linear And Non-Linear Classifier, *Talanta*, 64, 609–617, 2004.
- [15] MATLAB® Documentation Neural Network Toolbox Help, Version 7.0, Release 14, The MathWorks, Inc., 2004.