

Yapay Sinir Ağları Metodu ile Eğirdir Gölü Su Sıcaklığının Tahmini

Ö. TERZİ

Süleyman Demirel Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Yapı Eğitimi Bölümü 32260 ISPARTA
ogencer@tef.sdu.edu.tr

Özet: Çalışmada, Eğirdir Gölü'nün günlük su sıcaklığını tahmin etmek için günlük hava sıcaklığı, güneş ışınımı ve nisbi nem parametreleri kullanılarak bir, iki ve üç girdili yedi farklı Yapay Sinir Ağları (YSA) modeli geliştirilmiştir. Modellerin geliştirilmesinde kullanılan eğitim verileri 2000-2001-2002 yıllarına ait günlük verileri içerirken test verileri ise 2003 yılına ait günlük verilerden oluşmaktadır. Geliştirilen modellerin performansları irdelendiğinde, hava sıcaklığına bağlı olan bir, iki ve üç girdili dört tane modelin uygun sonuçlar verdiği ve günlük su sıcaklığı tahmininde kullanılabilir oldukları görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: su sıcaklığı, hava sıcaklığı, yapay sinir ağları, Eğirdir Gölü

Estimation of Water Temperature of Lake Eğirdir Using Artificial Neural Networks Method

Abstract: Seven different Artificial Neural Networks (ANN) models, with one, two and three inputs, were developed using daily air temperature, solar radiation and relative humidity parameters to estimate daily water temperature of Lake Eğirdir in this study. While the data for the years 2000-2001-2002 were used to train models, the data for the year 2003 were used for testing. When the performances of the developed models were examined, it was shown that four models, with one, two and three inputs, had suitable results and can be used to estimate daily water temperature.

Key Words: water temperature, air temperature, artificial neural networks, Lake Eğirdir

Giriş

Göllerdeki sıcaklık değişiminin en belirgin sebebi mevsimsel olarak hava sıcaklığındaki salınımlardır. Günlük değişim, özellikle gündüz ılık ve gece soğuk olan yüzey tabakalarda meydana gelir. Göl yüzeyi su sıcaklıkları hava sıcaklığındaki değişikliklere hemen cevap verir. Caissie vd. (2001) hava ve su sıcaklıklarını bağdaştırmak için regresyon ve stokastik modelleri kullanarak maksimum günlük akarsu sıcaklıklarını modellemiştir. Küçük akarsularda sadece hava sıcaklıklarını kullanarak, stokastik modelin maksimum günlük su sıcaklıklarını tahmin etmede uygun olduğunu, regresyon tipi modelin ise sadece haftalık bazda uygun olduğunu ifade etmişlerdir. Gu ve Li (2002) hidrolik ve meteorolojik değişikliklerden dolayı nehir sıcaklığında meydana gelen değişimleri değerlendirmek için duyarlılık analizi yapmışlardır. Duyarlılık analizi, nehir sıcaklıklarının rüzgar hızı ve kanal geometrisi parametrelerinden ziyade akım sıcaklığı, hava sıcaklığı, nem ve güneş ışınımı parametrelerine daha fazla duyarlı olduğunu göstermişlerdir. Efremova ve Pal'shin (2003) maksimum su ısınma periyodunda, bölgesel iklim faktörlerinin bir fonksiyonu olarak ortalama göl suyu sıcaklığının dikey dağılımını analiz etmişlerdir. Üstten beş metrelik tabakanın sıcaklığının çoğunlukla enleme bağlı olduğunu bulmuşlardır. 10 metre ve daha aşağıdaki önemli faktörün nehir suyu girişi olduğunu belirtmişlerdir. Ozaki vd. (2003) nehir suyu kalitesi üzerine hava sıcaklığının etkisini araştırmak için meteorolojik ve nehir suyu kalitesi verilerini kullanarak

istatistiksel analiz yapmışlardır. Küresel ısınmanın nehir suyu kalitesi üzerinde bozucu etkisinin olduğunu belirtmişlerdir. Bu çalışmalara ilaveten, hava-su sıcaklığına ait regresyon analizleri, akarsu sıcaklıklarının belirlenmesi için çeşitli araştırmacılar tarafından kullanılmıştır [5-7].

Birçok araştırmacı, hidroloji ve meteoroloji alanlarında, yapay sinir ağlarının (YSA) uygulanabilirliğini araştırmışlardır. Kumar vd. (2002) günlük buharlaşma-terlemenin tahmini için YSA modelleri geliştirmişlerdir. Bu modelleri geliştirirken girdi olarak güneş ışınımı, maksimum ve minimum sıcaklık, maksimum ve minimum nisbi nem ve rüzgar hızı verilerini, çıktı olarak hem Penman-Monteith metodu ile tahmin ettikleri buharlaşma-terleme değerlerini hem de lizimetre ile ölçülen buharlaşma-terleme değerlerini kullanmışlardır. Kıyaslamalar sonucunda, her iki durumda da YSA modellerinin uygun sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Zealand vd. (1999), kısa süreli yüzeysel akış tahmini için YSA yaklaşımını mevcut yaklaşımların sonuçları ile kıyaslamış ve sonuçların uygun olduğunu belirtmişlerdir. Tokar ve Johnson (1999), günlük akışı tahmin etmek için yağış, sıcaklık ve kar erimesi verilerini kullanarak YSA metodunu kullanmışlardır. İstatistiksel regresyon ve mevcut modellerle elde ettikleri sonuçları, YSA modelinin sonuçları ile kıyaslamışlar ve YSA modelinin çok sistematik bir yaklaşım sağladığını belirlemişlerdir. Luk vd. (2000), bir havzanın kısa zamanlı yağış tahmini için YSA yaklaşımını kullanmışlardır. Lineer aktivasyon

fonksiyonunu kullanarak kısa süreli yağış tahmininde, zaman ve konum faktörünün etkisini araştırmışlardır. Bunun için, tahmin edilen değerlerin doğruluk derecesini belirlemede, farklı sayıda yersel girdi ve gecikme zamanlarını içeren YSA modellerini kullanmışlar ve sonuçta, YSA modellerinin kullanılabilirliğini göstermişlerdir. Dorvlo vd. (2002), güneş ışınımını tahmin etmek için radyal tabanlı fonksiyon ve çok tabakalı algılayıcı modelleri geliştirmişlerdir. Gözlenmiş ve hesaplanmış güneş ışınımı arasında hesaplanan hata değerlerine göre, radyal tabanlı fonksiyon modelinin uygun olduğunu belirtmişlerdir. Keskin ve Terzi (2006), Eğirdir Gölü'nün buharlaşma tahminine alternatif bir yaklaşım olarak yapay sinir ağları (YSA) modelleri geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri modelleri Penman metodu ile karşılaştırmışlar ve karşılaştırmalar sonucunda, YSA tahminlerinin günlük tava buharlaşması ile daha iyi uyum sağladığını görmüşlerdir. Bunlardan başka daha bir çok araştırmacı YSA metodunu yağış-akış, rüzgar hızı, sediment konsantrasyonu gibi tahminlerde kullanmışlardır [14-17].

Bu çalışmanın amacı, yapay zeka tekniklerinden biri olan YSA metodu ile Eğirdir Gölü'nün su sıcaklığını tahmin etmek için model geliştirmek ve geliştirilen modelin performansını değerlendirmektir.

Materyal ve Yöntem

Materyal

Isparta ili sınırları içerisinde, Eğirdir Gölü, Kovada Gölü ve Gölcük Gölü olmak üzere üç adet doğal göl bulunmaktadır. Eğirdir Gölü, Beyşehir Gölü'nden sonra Türkiye'nin ikinci tatlı su gölü ve dördüncü büyük gölüdür. Bu özelliklerinden dolayı, hem bölge hem de ülke bazında, su kaynağı olarak büyük bir önem taşımaktadır. Eğirdir Gölü, Eğirdir İlçesi'nin kuzeyinde, kuzey-güney doğrultusunda uzanan tektonik menşeli bir göldür. Göl, 38° 15' K- 30° 52' D koordinatlarında ve 929 m rakımdadır. Gölün yüzey alanı 470 km² ve hacmi 4360 hm³ tür. Eğirdir Gölü'nün derinliği, yıllara ve mevsimlere göre değişim göstermekte ve ortalama 7-15 m arasında değişmektedir [18].

Veri Toplama

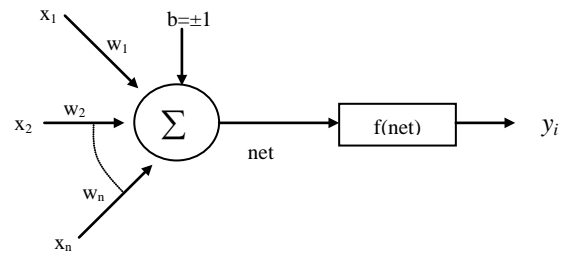
YSA yöntemi ile geliştirilen modellerde hava sıcaklığı (T_a), su sıcaklığı (T_s), hava basıncı (P_a), rüzgar hızı (U_2), nisbi nem (R_h) ve güneş ışınımı (R_c) meteorolojik parametreleri Eğirdir Gölü kenarına kurulan Otomatik GroWeather meteorolojik istasyonundan elde edilmiştir (Şekil 1).



Şekil 1. Otomatik GroWeather Meteorolojik İstasyonu

Yöntem

YSA, insan beynindeki sinir hücrelerinden esinlenerek geliştirilen yapay sinir hücrelerinin değişik bağlantı geometrileri ile birbirlerine bağlanarak meydana gelen karmaşık sistemler olarak tanımlanmaktadır. Bilgi işlem süreçleri olarak nitelendirilebilen yapay sinir ağları, verilen girdilere karşı çıktılar üreten bir kara kutuya benzetilebilir [19]. Bir yapay sinir hücresi, girdiler, ağırlıklar, toplam fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olmak üzere beş ana kısımdan oluşur. Girdiler, diğer hücrelerden ya da dış ortamlardan hücreye giren bilgilerdir. Bunlar ağırlık öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Ağırlıklar, girdi kümesi veya kendinden önceki bir tabakadaki başka bir işlem elemanının bu işlem elemanı üzerindeki etkisini ifade eden değerlerdir. Şekil 2'de ağırlık, girdinin hücre üzerindeki etkisini göstermektedir.



Şekil 2. Yapay sinir hücre yapısı

Toplam fonksiyonu girdiler ve ağırlıkların tamamının bu işlem elemanına etkisini hesaplayan bir fonksiyondur. Bu fonksiyon bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Hücrede toplanan net girdinin tümü (net) ise,

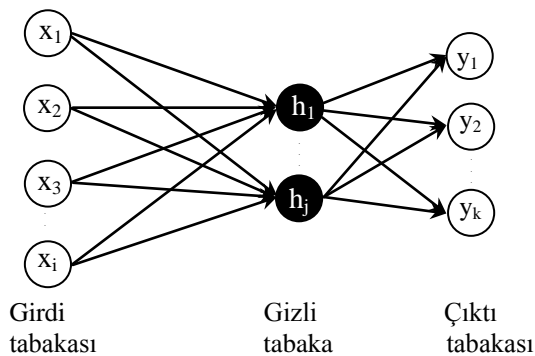
$$net = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + b \quad (1)$$

olarak elde edilebilir. Burada x_i i . sinir hücresinin girdi değeri, w_{ij} ağırlık katsayıları, n bir hücreye gelen toplam girdi sayısı, b eşik değeri ve Σ toplam fonksiyonudur. Aktivasyon fonksiyonu ise toplam fonksiyonundan elde edilen net girdiyi bir işlemde geçirerek hücre çıktısını belirleyen bir fonksiyondur. Genel olarak, çok tabakalı algılayıcı modelinde aktivasyon fonksiyonu $f(.)$ olarak sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyon kullanılarak hesaplanan sinir hücresinin çıktısı aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

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

Sinir hücresinden elde edilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilir [20]. YSA bağlantılı olan birçok sinir hücresi içerir. Sinir hücrelerinin bir araya gelmesi rasgele olmaz. Genel olarak, hücreler üç tabaka halinde ve her tabaka içinde paralel olarak bir araya gelerek ağı ortaya çıkarırlar. Girdilerin uygulandığı tabaka girdi tabakası, çıktının elde edildiği tabaka çıktı tabakasıdır. Bu girdi ve çıktı tabakaları arasında gizli tabakalar bulunmaktadır. Çıktıları doğrudan gözlenemediği için bu şekilde adlandırılan gizli tabakalar bir veya daha fazla olabilir [21].

Girdi tabakasındaki sinir hücreleri dış dünyadan aldıkları bilgileri gizli tabakalara, gizli tabakalar da, girdi tabakasından gelen bilgileri işleyerek çıktı tabakasına gönderirler. Çıktı tabakasındaki sinir hücreleri, gizli tabakadan gelen bilgileri işleyerek ağı girdi tabakasından sunulan girdi kümesi için üretmesi gereken çıktıyı üretirler. Üretilen çıktı dış dünyaya gönderilir. Bu üç tabakanın her birinde bulunan sinir hücreleri ve tabakalar arası ilişkiler şematik olarak Şekil 3'de gösterilmektedir.



Şekil 3. Basit bir yapay sinir ağı

Çok tabakalı algılayıcı ağı, girdi ve çıktı sinir hücreleri arasında bulunan bir veya daha fazla gizli tabakalı ağıdır. Şekil 3'den görüldüğü üzere iki komşu tabaka arasında ileriye doğru ağırlıklı bağlantılar vardır. Yapay sinir ağlarında tek tabakalı algılayıcı modelinin çözüm üretmediği doğrusal olmayan ilişkiler söz konusu olduğunda çok tabakalı algılayıcılara ihtiyaç vardır. Çok tabakalı algılayıcı ağlarının eğitilmesi çok zor olabildiği gibi bazı durumlarda eğitim çok başarılı olabilir [22].

Çok tabakalı algılayıcı ağları eğitici öğrenme stratejisine göre çalışır. Bunların eğitilmesi genelleştirilmiş delta kuralına göre gerçekleşmektedir. Ağı öğrenbilmesi için eğitim kümesi adı verilen ve örneklerden meydana gelen bir kümeye ihtiyaç vardır. Bu eğitim kümesi içinde her örnek için ağı hem girdiler hem de o girdiler için üretmesi gereken çıktılar belirlenmelidir. Kullanılan öğrenme kuralı, eğitim sırasında ağı ürettiği çıktılar ile üretmesi gereken çıktılar arasındaki farkı ağırlıklara dağıtarak bu farkı en aza indirmektedir. Öğrenme sırasında önce girdiler ağı sunularak bu girdilere karşılık gelen çıktılar üretilir. Bu işleme ileri doğru hesaplama denir. Daha sonra üretilen çıktı ile beklenen çıktı karşılaştırılıp aradaki hata geriye doğru dağıtılarak ağırlıklar değiştirilir. Buna da geriye doğru hesaplama denmektedir [20].

Bulgular

Su sıcaklığına etki eden parametrelerin belirlenmesi amacıyla, meteorolojik parametreler ile su sıcaklığı arasında istatistiksel analiz yapılmış ve su sıcaklığı üzerinde yüzde ağırlığa sahip olan parametreler etkinlik sırasına göre, hava sıcaklığı (T_a) (% 0.41), güneş ışınımı (R_c) (% 0.25), nisbi nem (R_h) (% 0.20), hava basıncı (P_a) (% 0.13) ve rüzgar hızı (U_2) (% 0.01) olarak belirlenmiştir. P_a ve U_2 parametrelerinin ağırlıkları yüzde olarak düşük olduğu için model geliştirilirken bu iki parametre ihmal edilmiştir. T_a , R_c ve R_h parametreleri ile tek girdili (T_a ; R_c ; R_h), iki girdili (T_a R_c ; T_a R_h ; R_c R_h) ve üç girdili (T_a R_c R_h) olmak üzere yedi farklı model geliştirilmiştir. YSA modellerinde kullanılan veriler, aşağıdaki denklemde verilen bağıntı kullanılarak boyutsuz hale getirilmiştir.

$$F = (F_i - F_{\min}) / (F_{\max} - F_{\min}) \quad (3)$$

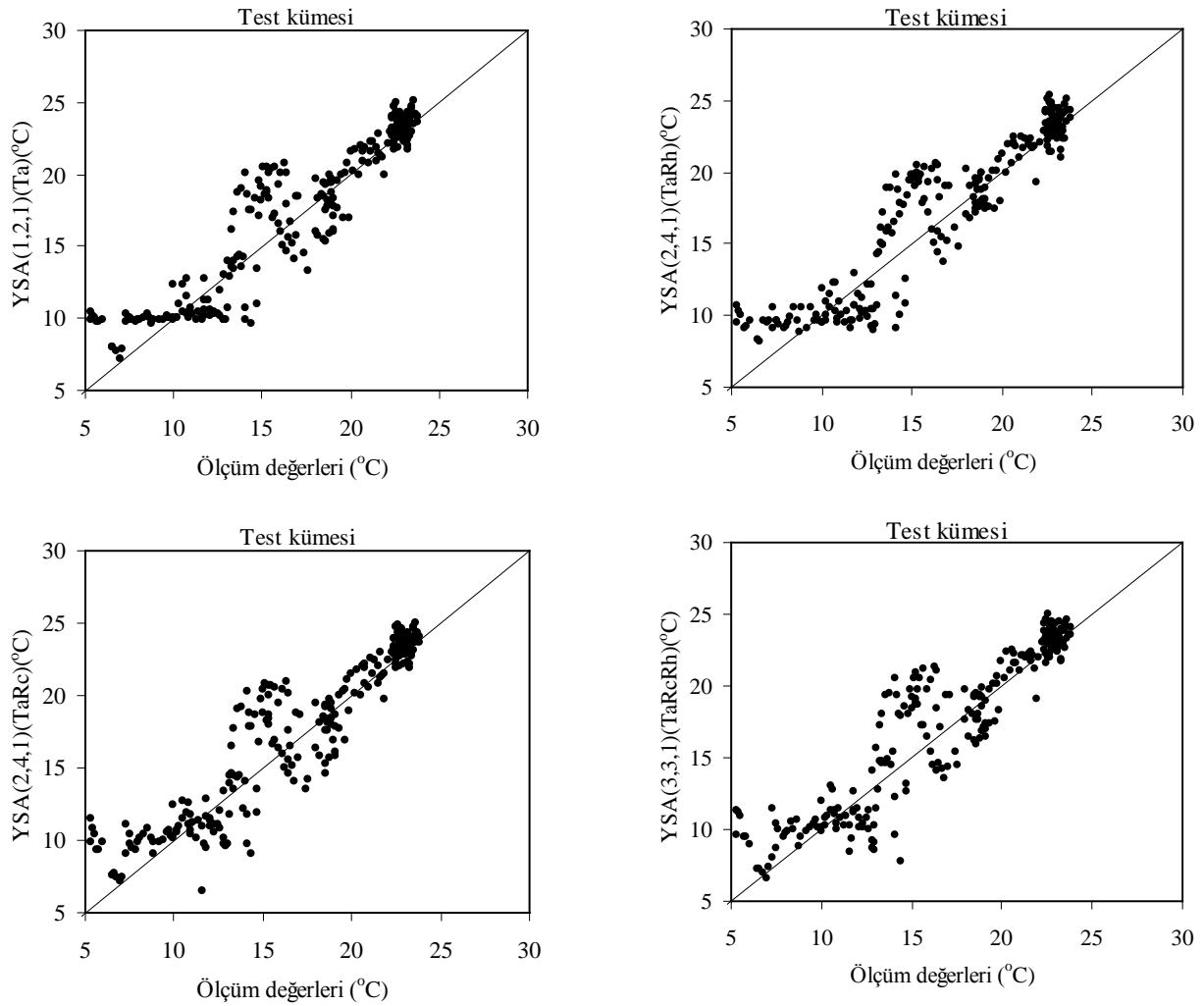
Burada, F , boyutsuz değer, F_i , ölçümlerdeki i . değer, F_{\max} ve F_{\min} ölçümlerdeki maksimum ve minimum değerlerdir. YSA modelleri genellikle YSA(i,j,k) ağı mimarisi ile gösterilir. Burada i , girdi tabakasındaki nöron sayısı, j gizli tabakadaki nöron sayısı, k ise çıktı tabakasındaki nöron sayısıdır. Çalışmada, girdi tabaka nöron sayısı $i=1$, 2 ve 3 ve çıktı tabaka nöron sayısı $k=1$ olarak alınmıştır. Farklı gizli tabaka nöron sayıları denenerek su sıcaklığı tahminini en iyi temsil eden gizli tabaka nöron sayıları belirlenmiştir. Çalışmada, çok tabakalı ileri beslemeli YSA modeli ve ağırlıkların ayarlanmasında hatanın geriye yayılma algoritması kullanılmıştır. Aynı zamanda aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu ve

geriye yayılma algoritmasının yakınsama hızını etkileyen parametreler olan öğrenme oranı 0,001 ve momentum 0,1 olarak sabit alınmıştır. Modelin eğitilmesi ve en iyi model yapısının seçimi için 2000, 2001 ve 2002 yıllarına ait 613 günlük veri kullanılmıştır. Daha sonra geliştirilen modeller 2003 yılına ait 261 günlük veriler kullanılarak test edilmiştir. Geliştirilen YSA modellerinin eğitim ve test kümeleri için hesaplanan çeşitli istatistiksel parametreler Çizelge 1’de verilmiştir. Çizelge 1’den de görüldüğü üzere geliştirilen modellerin ortalama karesel hata (OKH) ve belirginlik katsayıları (R^2) dikkate alındığında, tek girdili model için YSA(1,2,1)(Ta), iki girdili modeller için YSA(2,4,1)(Ta Rc), YSA(2,4,1)(Ta Rh) ve üç girdili model için YSA(3,3,1)(Ta Rc Rh) modellerinin uygun sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu dört modelin girdi parametrelerine bakıldığında, istatistiksel olarak ağırlık yüzdesi fazla olan Ta parametresinin ortak girdi olduğu görülmüştür. Aynı zamanda, geliştirilen modellerin bağıl hataları hesaplanmış ve bu modellerin bağıl hata değerleri eğitim

kümesi için % 1,24 ile 8,02 ve test kümesi için % 5,25 ile 13,71 arasında değişmiştir. YSA(1,3,1)(Rc) modelinin bağıl hata değeri, test kümesi için % 13,71 olarak bulunmuştur. Bu model hariç diğer modellerin bağıl hata değerlerinin % 10’dan düşük olması, bu modellerin kullanılabilirliğini göstermektedir. Bununla birlikte, Çizelge 1’den de görüldüğü gibi YSA(1,3,1)(Rc), YSA(1,2,1)(Rh) ve YSA(2,5,1)(Rc Rh) modellerinin belirginlik katsayılarının % 70’den düşük olması da bu modellerin uygun olmadığını göstergesidir. Bu modellerin test kümelerine ait saçılma diyagramları Şekil 4’de verilmiştir ve buradan görüldüğü gibi, test kümeleri için bu dört modelin sonuçlarının 45° lik doğru etrafında olması model sonuçlarının ölçümlerle uyduğunu göstermektedir. Geliştirilen YSA(1,2,1)(Ta), YSA(2,4,1)(Ta Rc), YSA(2,4,1)(Ta Rh) ve YSA(3,3,1)(Ta Rc Rh) modellerinin su sıcaklığının tahmini için kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

Modeller	Eğitim Kümesi (2000-2001-2002)						Test Kümesi (2003)					
	Ort. (mm/gün)	Std. Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Ölçümler ile kıyaslamalar		Ort. (mm/gün)	Std. Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Ölçümler ile kıyaslamalar	
					OKH	R^2					OKH	R^2
Ölçüm	18,086	5,296	-0,328	-1,010	-	-	17,117	5,390	-0,455	-0,995	-	-
Ta (1,2,1)	18,083	4,967	-0,264	-1,346	3,276	0,883	17,510	5,307	-0,331	-1,362	4,795	0,834
Rc (1,3,1)	18,087	3,110	-0,040	-1,414	18,344	0,345	17,859	3,529	-0,155	-1,649	14,082	0,513
Rh (1,2,1)	18,085	2,811	-0,313	-0,912	20,087	0,282	16,556	2,7506	-0,092	-1,139	15,268	0,473
TaRc (2,4,1)	18,085	5,005	-0,309	-1,231	2,920	0,896	17,607	5,3008	-0,351	-1,297	4,990	0,828
TaRh (2,4,1)	18,085	4,999	-0,267	-1,297	3,020	0,892	17,699	5,3639	-0,406	-1,292	4,982	0,828
RcRh (2,5,1)	18,082	3,490	-0,063	-1,170	15,764	0,437	17,167	3,739	-0,080	-1,241	13,449	0,535
TaRcRh (3,3,1)	18,079	4,996	-0,278	-1,318	2,989	0,893	17,613	5,3432	-0,417	-1,250	5,335	0,816

Çizelge 1. Geliştirilen YSA modellerine ait çeşitli istatistiksel parametreler



Şekil 4. $YSA(1,2,1)(Ta)$, $YSA(2,4,1)(Ta Rc)$, $YSA(2,4,1)(Ta Rh)$ ve $YSA(3,3,1)(Ta Rc Rh)$ modellerinin sonuçlarının günlük su sıcaklığı ölçüm değerleri ile saçılma diyagramları

Sonuçlar

Eğirdir Gölü'nün günlük su sıcaklığını tahmin etmek için, günlük hava sıcaklığı, güneş ışınımı ve nisbi nem parametreleri kullanılarak yapay sinir ağları (YSA) yöntemi ile çeşitli modeller geliştirilmiştir. Geliştirilen modeller incelendiği zaman, girdi olarak hava sıcaklığı parametresi içeren tüm modellerin, belirlenlik katsayısı ve hata değerleri göz önüne alındığında diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir. Sonuç olarak Eğirdir Gölü'nün su sıcaklığını tahmin etmek için geliştirilen bu modellerden herhangi birisinin mevcut koşullar altında ölçülebilen parametrelerin sayısına bağlı olarak kullanılabilmesi mümkündür. Geliştirilen bu YSA modellerinin başka bölgelerde kullanılabilmesi için ise söz konusu bölgenin iklimsel özelliklerinin göz önüne alınması ve gerekli uyarlamaların yapılması gerekecektir.

Kaynaklar

- (1) Caissie, D, El-Jabi, N and Satish, MG, 2001. Modeling of maximum daily water temperatures in a small stream using air temperatures. *Journal of Hydrology*, 251, 14-28.
- (2) Gu, RR and Li, Y, 2002. River temperature sensitivity to hydraulic and meteorological parameters. *Journal of Environmental Management*, 66, 43-56.
- (3) Efremova, TV and Pal'shin, NI, 2003. Formation of vertical thermal structure in lakes in northwestern Russia and Finland. *Water Resources*, 30(6), 640-649.
- (4) Ozaki, N, Fukushima, T, Harasawa, H, Kojiri, T, Kawashima, K and Ono, M, 2003. Statistical analyses on the effects of air temperature fluctuations on river water qualities. *Hydrological Processes*, 17, 2837-2853.

- (5) Mohseni, O and Stefan, HG, 1999. Stream temperature/air temperature relationship: a physical interpretation. *Journal of Hydrology*, 218, 128–141.
- (6) Webb, BW, Clack, PD and Walling, DE, 2003. Water–air temperature relationships in a Devon river system and the role of flow. *Hydrological Processes*, 17, 3069–3084.
- (7) Webb, BW and Nobilis, F, 1997. A long-term perspective on the nature of the air–water temperature relationship: A case study. *Hydrological Processes*, 11, 137–147.
- (8) Kumar, M, Raqhuwanshi, NS, Singh, R, Wallender, WW and Pruitt, WO, 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 128(4), 224-233.
- (9) Zealand, CM, Burn, DH and Simonovic, SP, 1999. Short term streamflow forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 214, 32-48.
- (10) Tokar, AS and Johnson, PA, 1999. Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *Journal of Hydrological Engineering*, 4, 232-239.
- (11) Luk, KC, Ball, JE and Sharma, A, 2000. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting. *Journal of Hydrology*, 227, 56-65.
- (12) Dorvlo, ASS, Jervase, JA and Al-Lawati, A, 2002. Solar radiation estimation using artificial neural networks. *Applied Energy*, 71, 307-319.
- (13) Keskin, ME and Terzi, Ö, 2006. Artificial neural network models of daily pan evaporation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11(1), 65-70.
- (14) Mason, JC, Price, RK and Tem' me A, 1996. A neural network model of rainfall-runoff using radial basis functions. *Journal of Hydraulic Research*, 34(4), 537-548.
- (15) Mohandes, MA, Rehman, S and Halawani, TO, 1998. A neural networks approach for wind speed prediction. *Renewable Energy*, 13(3), 345-354.
- (16) Imrie, CE, Durucan, S and Korre, A, 2000. River flow prediction using artificial neural networks: generalization beyond the calibration range. *Journal of Hydrology*, 233, 138-153.
- (17) Cıgızoğlu, HK, 2001. Yapay sinir ağları ve zaman serileri analizinde kullanımı. III. Ulusal Hidroloji Kongresi, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir.
- (18) Anonim, 1999. İçme Suyu Kaynağı Olarak Eğirdir Gölü'nün Korunması Projesi, Hacettepe Üniversitesi Çevre Uygulama ve Araştırma Merkezi.
- (19) Kohonen, T, 1988. An introduction to neural computing, neural networks, 1, 3-6.
- (20) Öztemel, E, 2003. Yapay sinir ağları. Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- (21) Kartalopoulos, SV, 1996. Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications. IEEE Press, 205s. New York.
- (22) Fausett, L, 1994. Fundamentals of neural networks: Architectures, algorithms, and applications. Prentice Hall 461s. New Jersey.