



Tarım Bilimleri Dergisi

Tar. Bil. Der.

Dergi web sayfası:
www.agri.ankara.edu.tr/dergi

Journal of Agricultural Sciences

Journal homepage:
www.agri.ankara.edu.tr/journal

Yapay Sinir Ağlarıyla Coğrafi Bilgi Sistemi Ortamında Olasılıklı Sıcaklık Tahmini ve Karşılaştırılması

Ali Demir KESKİNER^a, Turgay İBRİKÇİ^b, Mahmut ÇETİN^c

^a İl Özel İdaresi Tarımsal Hizmetler Şubesi, Osmaniye, TÜRKİYE

^b Çukurova Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 01330, Balcalı-Adana, TÜRKİYE

^c Çukurova Üniversitesi Ziraat Fakültesi, Tarımsal Yapılar ve Sulama Bölümü, 01330 Balcalı-Adana, TÜRKİYE

ESER BİLGİSİ

Araştırma Makalesi — Doğal Kaynak Yönetimi ve Peyzaj Planlama DOI: 10.1501/Tarimbil_0000001175

Sorumlu Yazar: Ali Demir KESKİNER, e-posta: jdemir1@hotmail.com, Tel: +90(328) 814 29 70

Geliş tarihi: 18 Mayıs 2011, Düzeltilmelerin gelişi: 29 Kasım 2011, Kabul: 07 Aralık 2011

ÖZET

Bu çalışmanın amacı; Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemini kullanarak Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS) ortamında %50 olasılıklı ortalama sıcaklık haritasının oluşturulması ve çoklu regresyon yöntemi ile elde edilmiş olan %50 olasılıklı ortalama sıcaklıkların istasyon bazında karşılaştırılmasıdır. Çalışma alanı olarak, 21,470.3 km²'lik alana sahip Seyhan Havzası seçilmiştir. Çalışmada, Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü'ne (DMİ) ait 45 adet meteoroloji gözlem istasyonunun uzun yıllar (1975-2006) ortalama sıcaklık serileri temel materyal olarak kullanılmıştır. İstasyonlardan 15 yıldan daha az gözlem serilerine sahip olanları belirlenmiş ve regresyon yöntemiyle seriler en az 15 yıla uzatılmıştır. Sıcaklık serileri uzatıldıktan sonra, frekans analizine tabi tutulmuştur. Uygun olasılık dağılım modelleri, %5 önem düzeyinde Kolmogorov-Smirnov uygunluk testi ile saptanmıştır. M.Turc yöntemi yüzey akış kestiriminde kullanılan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değeri, her bir istasyon için olasılık dağılım modelinden kestirilmiştir. Yapay sinir ağları yöntemi ve çoklu regresyon yöntemi ile tahmin edilmiş %50 olasılıklı ortalama sıcaklık haritaları minimum hata kriterine göre karşılaştırılmıştır. Seyhan havzasında; Uyarlamalı Doğrusal Eleman (ADALINE) modeli ile yapılan sıcaklık tahminlerinde 0.80 RMSE değeri, çoklu regresyon yönteminde ise 0.82 değeri elde edilmiştir. Buna göre, ADALINE modelinin daha gerçekçi tahminler verdiği sonucuna varılmıştır.

Anahtar sözcükler: CBS; Sıcaklık Haritası; M.Turc Yüzey Akış Yöntemi; Seyhan Havzası

Estimation and Comparison of Probabilistic Temperatures through Using Artificial Neural Networks in Geographic Information Systems Media

ARTICLE INFO

Research Article — Natural Resources Management and Landscape Planning

Corresponding author: Ali Demir KESKİNER, e-mail: jdemir1@hotmail.com, Tel: +90(328) 814 29 70

Received: 18 May 2011, Received in revised form: 29 November 2011, Accepted: 07 December 2011

ABSTRACT

The main objectives of this study are to develop the map of temperatures at 50% probability level through using Artificial Neural Networks method in Geographic Information System (GIS) Media and to compare GIS-based

probabilistic temperatures of meteorological observation stations with the one produced by multiple regression technique in GIS media. This study was carried out in the Seyhan River Basin, covering 21,470.3 km² surface area. Long-term (1975-2006) annual mean temperature series of 45 meteorological observation stations of Turkish State Meteorological Service (TSMS) were utilized in this study. Meteorological stations with the record length less than 15-year were determined and record length was extended to at least 15-year through using regression analysis. Then, frequency analysis was performed on the temperature series. Kolmogorov-Smirnov goodness-of-fit test was employed to determine whether the observed temperature values of a given meteorological station came from a particular, known, and completely specified cumulative probability distribution at the 5% significance level or not. Mean temperature values with 50% probability used in M.Turc surface runoff estimation method were estimated from probability distribution models for each meteorological station. Based on the “minimum error” criterion, mean temperature map at the 50% probability level, produced by artificial neural networks, was compared to the probability temperature map produced by multiple regression technique in GIS Media. It was concluded that temperatures estimated by Adaptive Liner Neuron (ADALINE) Network Model (RMSE=0.80) were more realistic results and close in GIS media to the observed temperatures in the basin, compared to the results obtained by Multiple Regression technique (RMSE=0.82) in GIS media.

Keywords: GIS; Temperature Map; M.Turc Surface Runoff Method; Seyhan Basin

© Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi

1. Giriş

Dünyada; endüstriyel, tarımsal ve içme suyu ihtiyacı her geçen gün artmakta; çevresel faktörler nedeniyle, kısıtlı su kaynakları artan talebi karşılayamama riski ile yüz yüze kalmaktadır. Suya olan ihtiyacın gittikçe artması gerçeği yanında, su kaynaklarının geliştirilmesine yönelik maliyetler de buna paralel olarak yükselmektedir (Rosegrant et al 2002).

Göletler, barajlara göre inşaat maliyeti daha az olan su yapılarıdır. Bu yapılar; kuru dereler üzerine tesis edilmekte, mevsim dışı yüzey akımları depolayarak kurak dönemlerde; kullanma ve sulama suyu sağlayarak katma değer yaratmaktadır. Göletlerin tesis edildiği derelerin çoğunda akım gözlemleri bulunmaması nedeniyle; havza su verimleri ampirik eşitlikler yardımıyla belirlenmektedir (Gündoğdu et al 2001). Göletlerin kapasitelerinin saptanmasında ülkemizde uygulamacı kuruluşlarca M. Turc yöntemi kullanılmaktadır (Vanlı 1990). M. Turc yöntemi ile havza su verimi hesaplamalarında kullanılan değişkenlerden biri yıllık ortalama sıcaklıktır. Ancak; iklim elemanlarının meteoroloji gözlem istasyonlarında gözlenen serileri çoğunlukla çarpık dağılımla karakterize edilmekte; dolayısıyla bu serilerin ortalamalarının proje kriteri olarak kullanılması sakınca yaratmaktadır (Dieleman & Trafford 1976; Çetin et al 2001; Wales 2011). Bu nedenle; havzayı

temsil eden istasyonun %50 olasılıkla beklenen ortalama sıcaklık değerlerinin tahmin edilerek projede kullanılması daha doğru sonuçların elde edilmesine olanak vermektedir.

Meteorolojik verilerin gerçekçi olarak tahmin edilmesi, geniş ölçekli hidrolojik ve ekolojik araştırmaların esasını teşkil etmektedir (Hunter & Meentemeyer 2005). Yapay sinir ağları, 1990'lı yıllarda hidrolojik tahminlerde kullanılmaya başlanmıştır (Ahmad & Simonovic 2005). Yapay sinir ağları, mühendisler veya nörohidrolojistler tarafından yağış-akış ilişkisi: yağış-girdi, akış-çıkıtı olarak kabul eden kara kutu sistemi olarak değerlendirilmiştir (Dawson & Wilby 2001; Sattari et al 2007). Aslantaş & Kurban (2007) tarafından da belirtildiği gibi; YSA bilinen en iyi eğri uydurma tekniklerinden biri olup, karar destek için CBS ile entegrasyonu YSA yöntemlerinin önemini artırmaktadır. CBS tabanlı YSA yöntemi ile yapılan bazı çalışmalara; Aria (2006) ‘Uzaktan Algılama Verisi İle Uygun Jeofiziksel Parametre Kestirimi’, Şen (2007) ‘Elektrik Alan Şiddetlerinin CBS Ortamında Visual Basic Yazılımı Kullanılarak YSA Yöntemiyle Analizi’, Ali et al (2010) ‘Gecekonduların Yerleşim Alanlarının Tespiti’ gibi konular örnek verilebilir. Bryan & Adams (2002), YSA'nın doğrusal ve doğrusal olmayan modellemelerde eğri uydurmadaki başarısını irdelemişlerdir. Ancak, literatür incelendiğinde eğri uydurma

tabanlı YSA yöntemiyle CBS ortamında raster formatındaki haritaların transfer fonksiyonlarıyla işlenmesi ile elde edilen iklim elemanları haritası üretimine yönelik çalışmaların çok az sayıda ya da hiç olmadığı görülmektedir.

Seyhan Havzasında gerçekleştirilen bu çalışma ile;

1. Gölet kapasitelerinin belirlenmesinde kullanılan M. Turc yönteminin önemli bir parametresi olan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerinin, Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi kullanılarak CBS ortamında Sayısal Yükseklik Modeli ile haritalanması,
2. CBS ortamında ADALINE YSA ve Çoklu Regresyon yöntemiyle tahmin edilen %50 olasılıklı ortalama sıcaklık haritalarının karşılaştırılması amaçlanmıştır.

2. Materyal ve Yöntem

2.1. Materyal

Bu çalışma; 21,470.3 km² genişliğindeki Seyhan Havzasında gerçekleştirilmiştir. Araştırmada; havza içinde ve hemen sınırında yer alan 45 adet meteorolojik gözlem istasyonunun DMİ Genel Müdürlüğünden temin edilen uzun yıllık (1975-2006) günlük ortalama sıcaklık serileri kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan Seyhan Havzasına ait SYM haritası, 1/250,000 ölçekli topoğrafik haritalar sayısallaştırılarak (Esri 2011) üretilmiştir. SYM görüntüleri 250×250 metre geometrik çözünürlükte yeniden örneklenecek işleme alınmıştır. Seyhan Havzasının SYM ile meteoroloji gözlem istasyonları konumları Şekil 1’de verilmiştir.

2.2. Regresyon analizi ile eksik verilerin tamamlanması ve tahmin yapılması

Bu araştırmada; Eşitlik 1’de gösterilen doğrusal, kuadratik ve kübik polinom tipi regresyon modelleri ile eksik veriler (Ryan & Cryer 2005) tamamlanmıştır. Belirtme Katsayısı (R^2) değeri en büyük, standart sapması en küçük model seçilerek eksik gözlem serileri uzatılmıştır.

$$\left. \begin{aligned} Y &= b_0 + b_1X + e \\ Y &= b_0 + b_1X + b_2X^2 + e \\ Y &= b_0 + b_1X + b_2X^2 + b_3X^3 + e \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

Burada Y , bağımlı değişkeni; X , bağımsız değişkeni; b_i , regresyon katsayılarını ve e , hata terimini göstermektedir.

Frekans analizi sonucu elde edilen $P = \%50$ olasılıklı ortalama sıcaklık ($T_{\%50}$) değerlerinin kestiriminde ise çoklu regresyon modeli (Eşitlik 2) kullanılmıştır. Eşitliğin parametreleri geriye doğru ayıklama yöntemi (Landau & Everitt 2004) ile $\alpha = 0.10$ önem düzeyinde belirlenmiştir.

$$T_{\%50} = b_0 + b_1EN + b_2YÜK + b_3DU + b_4SR + b_5B \quad (2)$$

Bu eşitlikte $T_{\%50}$, %50 olasılıklı ortalama sıcaklık (°C); b_i , regresyon katsayıları; SR , yıllık ortalama güneş radyasyonu (kJ m⁻²); B , bakı (°); DU , denizden uzaklık (m); EN , enlem (m) ve $YÜK$, yükseklik (m)’tir.

2.3. Sıcaklık serilerinin frekans analizi

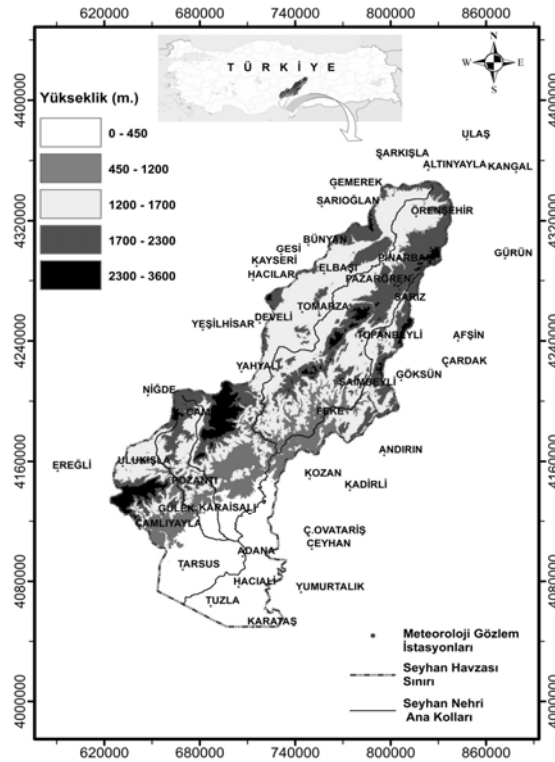
Sıcaklık serilerinin frekans analizleri, Bestfit (2004) ortamında gerçekleştirilmiştir. Dağılımların uygunluk testleri (Tülücü 1988), %5 önem düzeyinde Kolmogorov-Smirnov testine göre yapılmıştır. Belirlenen dağılımlar ve parametreleri kullanılarak frekans faktörü eşitliği (Chow et al 1988) yardımı ile (Eşitlik 3) %50 olasılıkla beklenen ortalama sıcaklıklar tahmin edilmiştir.

$$X_{p\%} = \bar{X} + K_{p\%}S \quad (3)$$

Burada S , standart sapma; \bar{X} , seri ortalaması; $X_{p\%}$, incelenen değişkenin $P\%$ olasılık düzeyinde beklenen değeri ve $K_{p\%}$, frekans faktörü olup, belirlenen olasılık düzeyinde $P\%$ verilen frekans dağılımının bir özelliğidir (Çetin et al 2001).

2.4. CBS ortamında çoklu regresyon modeli ile tahmin haritalarının oluşturulması

Bu çalışmada çoklu regresyon analizi ile elde edilen regresyon modeli ve cebirsel haritalama tekniği (Ninyerola et al 2000) kombinasyonu birlikte uygulanmıştır. Eşitlik 2’de yer alan EN , $YÜK$, DU , SR ve B bağımsız değişkenlerinin raster formatındaki haritaları (Erdas 2011; Esri 2011) oluşturulmuştur. Regresyon analizi ile belirlenen model eşitliğinin harita katmanları ile işletimi, CBS yazılımının Map Algebra modülü ile yapılmıştır.



Şekil 1-Çalışma alanının Türkiye’deki konumu ve sayısal yükseklik modeli görüntüsü

Figure 1-Location of the study area in Turkey and digital elevation model of Seyhan River basin

2.5. Yapay sinir ağlarının temel yapısı

Biyolojik sinir yapısının matematiksel bir modeli (Şekil 2), Mc Culloch ve Pitts tarafından 1943 yılında ortaya atılmış ve kısaca M-P siniri olarak adlandırılmıştır (Köse 2010). Her bir hücrenin girdileri; (x_i), ağırlıkları (w_i), toplama fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve hücrenin çıktısı olmak üzere 5 temel elemanı vardır. Net girdinin hesaplanmasında [1,0] çıktıları temsil etmek üzere matematiksel gösterimi şöyle ifade edilebilir (Şeker 2010):

$$Y_j = \begin{cases} 1 & , \quad w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n \geq T \\ 0 & , \quad w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n < T \end{cases} \quad (4)$$

Bu eşitlikte T , transfer fonksiyonun eşik değerini gösterir.

$$Net = V_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \Theta_j \quad (5)$$

Birimin çıktısı ise Y_j olup; şöyle ifade edilmektedir:

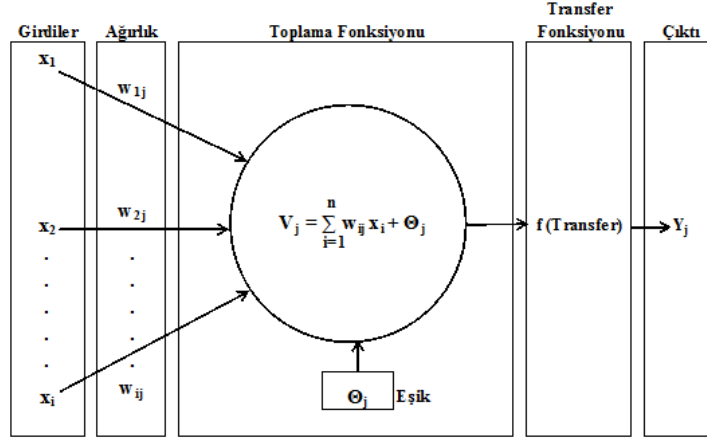
$$Y_j = f(V_j) = f(Net) \quad (6)$$

Girdileri olduğu gibi hücrenin çıktısı kabul eden ADALINE YSA modeli doğrusal transfer fonksiyonunun gösterimi aşağıda verilmiştir:

$$f(Net) = Net = f(V_j) = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \Theta_j \quad (7)$$

2.6. ADALINE yapay sinir ağları modeli ile tahmin yapılması

ADALINE; hata düzeltme, sinyal işleme, örnek sınıflama ve kontrol sistemleri üzerine yaptıkları çalışmalarla tanınan Windrow ve Hoff tarafından



Şekil 2-Yapay sinir hücresi matematiksel modeli

Figure 2-Mathematical model of an artificial neuron

1959 yılında geliştirilmiştir (Beale et al 2010). Tek bir, McCulloch-Pitts nöronundan oluşmuştur. Ağırlıklandırılmış girdiyi bir doğrusal fonksiyonda işleyerek danışmanlı öğrenme algoritmalarından olan Widrow-Hoff LMS (Least Mean Square) kuralına göre hesaplar (İnce 1994). Şekil 3'te mimarisi gösterilen ADALINE'in girdileri, $X=(x_0, x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ dir. Burada x_0 , eşik değer girdisi olarak adlandırılır. Ağırlıklar ise, $W=(w_0, w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ olarak tanımlanır. Çıktı y ise, Eşitlik 8'de olduğu gibi ifade edilir:

$$y = W^T X = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + x_n w_n \quad (8)$$

Herhangi bir k süresi boyunca örnek girdi vektörleri $X(k)=[x_{0k}, x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T$ ve eğitim sonucu istenen çıktı $y_d(k)$ 'dir. Girdiler katsayılar ile ağırlıklandırılır. Ağırlık vektörleri $W(k)=[w_{0k}, w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{nk}]^T$ olarak belirtilir. Ağırlıklandırılmış girdilerin toplamı $y(k)=W(k)^T X(k)$ skaler çarpımı ile hesaplanır. Ağırlıklar; sürekli değişken olup negatif ve pozitif değerler alabilirler. Herhangi bir k zamanındaki doğrusal hata $e(k)$ (Eşitlik 9) doğrusal çıktı $y(k)$ ile istenen çıktı $y_d(k)$ arasındaki fark olarak tanımlanır.

$$e(k) = y_d(k) - y(k) \quad (9)$$

Widrow-Hoff (Delta) kuralı ile öğrenme süreci, matematiksel olarak Eşitlik 10 ile ifade edilebilir (Widrow & Lehr 1990).

$$W(k+1) = W(k) + \beta \frac{e(k)X(k)}{|X(k)|^2} \quad (10)$$

Burada k , iterasyonun zaman indeksi; $W(k)$, k zamanındaki ağırlık vektörü; $X(k)$, k zamanındaki girdi vektörü; $W(k+1)$, gelecekteki ağırlık vektörü ve β , öğrenme katsayısıdır.

2.7. Girdi ve çıktuların normalize edilmesi

YSA modelleri geliştirilmeden önce girdi ve çıktı değerleri normalize edilmelidir. Veri kümesi $[0,1]$ arasında Eşitlik 11 yardımıyla ölçeklendirilebilir (Türktemiz 2008).

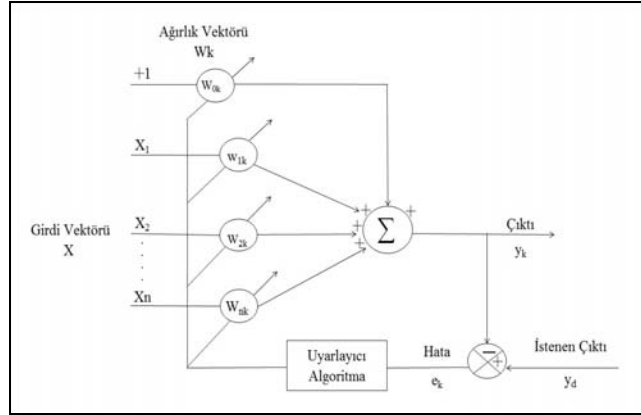
$$X_n = \frac{(X - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (11)$$

Bu eşitlikte X_n , normalize edilen değeri; X , veri değerini; X_{\min} , normalize olacak verinin minimum değeri ve X_{\max} , normalize olacak verinin maksimum değeridir.

2.8. CBS ortamında ADALINE YSA modeli ile tahmin haritalarının oluşturulması

Çalışmamızda; ADALINE YSA modeliyle CBS ortamında %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerini elde edebilmek için, YSA modelini Eşitlik 12 olarak ifade etmek gereklidir.

$$y = w_0 + w_1 EN + w_2 YÜK + w_3 DU + w_4 SR + w_5 B \quad (12)$$



Şekil 3-Uyarlamalı doğrusal eleman (ADALINE) öğrenme algoritması

Figure 3-Learning algorithm of adaptive linear element (ADALINE)

Bu eşitlikte y , %50 olasılıklı ortalama sıcaklık ($^{\circ}\text{C}$) değerini; w_0 , eşik değer; w_i , ağırlık katsayılarını ve x_i , girdileri (EN , $YÜK$, DU , SR , B) temsil etmektedir (Eşitlikler 2-8).

YSA eğitimi; girdilerin raster formatındaki haritaları ile değil istasyonlardan elde edilen değerleri ile yapılır. YSA eğitimi Beale et al (2010) tarafından belirtildiği gibi; YSA yazılımının ağ veri yönetim penceresi (nntool) kullanılarak; %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerleri tahmin edilir. Eğitim tamamlandıktan sonra; EN , $YÜK$, DU , SR ve B girdilerine ait ağırlıklar ve eşik değeri belirlenir. Mutlak değerce küçük ağırlıklara sahip değişkenler modelden çıkarılarak, model tekrar eğitilir ve ikinci modele ait ağırlıklar ve eşik değeri belirlenir. YSA modellerinin tahmin (çıktı) ve gözlenen (hedef) değerler arasındaki belirtme katsayılarına (R^2) bakılarak hangi modelin CBS ortamında harita katmanları ile işleme alınacağına karar verilir. CBS yazılımının Spatial Analyst-Raster Calculator modülü kullanılarak CBS ortamında YSA yöntemiyle %50 olasılıklı sıcaklık haritası oluşturulur.

2.9. Yöntemlerin kıyaslanması

Çoklu regresyon yöntemi ve ADALINE YSA modeli kullanılarak %50 olasılıkla beklenen ortalama sıcaklık tahminleri yapılmıştır.

Yöntemlerin performansının belirlenmesinde; Burn & Boorman (1993) Bias (Oransal hata) Eşitlik 13, Mimikou & Gordios (1989) $PE_{\%}$ (Oransal yüzde tahmin hatası) Eşitlik 14, Tasker et al (1996) RMSE (Hata kareler ortalaması karekökü) Eşitlik 15 ve Tasker et al (1996) MAE (Ortalama mutlak hata) Eşitlik 16 ölçütleri kullanılmıştır. Bu ölçütlere göre, sifra en yakın sonuç veren yöntemin daha uygun olduğuna karar verilmiştir.

$$Bias = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\hat{Y}_i - Y_i}{Y_i} \right) \quad (13)$$

$$PE_{\%} = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| 100 \quad (14)$$

$$RMSE = \left[n^{-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right]^{0.5} \quad (15)$$

$$MAE = n^{-1} \sum_{i=1}^n \left| Y_i - \hat{Y}_i \right| \quad (16)$$

Bu eşitliklerde \hat{Y}_i , gözönüne alınan yöntemle her bir istasyon için tahmin edilen değeri; Y_i , istasyonlardan elde edilen değeri ve n , gözlem sayısını göstermektedir.

3. Bulgular ve Tartışma

3.1. Eksik gözlemlerin tamamlanması

İstasyonların eksik gözlemlerinin tamamlanmasında ve serilerin 15 yıla uzatılmasında, doğrusal modellerin seçilmesi gerektiği, parabolik modeller kullanıldığında verilerdeki küçük değişimlerin hesaplamalarda büyük farklılıklara neden olduğu saptanmıştır. Gözlenen ve tahmin edilen sıcaklık değerleri arasındaki fark (hata) bazı istasyonlarda oldukça büyüktür (Şekil 4). İstasyonların tamamlanan eksik verileri sayısı ile hataların büyüklüğü doğru orantılı bulunmuştur. Bu durum, kayıt uzunluğunun regresyon katsayıları üzerine olan etkisinden, sıcaklığın alan üzerindeki değişkenliğinden ve istasyon sayısı yetersizliğinden kaynaklanabilir.

3.2. Sıcaklık serilerinin frekans analizi

Frekans analizi sonucunda; yıllık ortalama sıcaklık serileri 5 farklı olasılık dağılımı ile temsil edilmiştir. İstasyonların; 27'si Lojistik, 5'i Log-Lojistik, 5'i Normal, 5'i Weibull ve 3'ü Genel Beta dağılımları ile ifade edilmiştir. Bu bulgulara göre; sıcaklık serilerinin olasılık dağılımlarının karakteristiğinin homojen bir yapı sergilediği

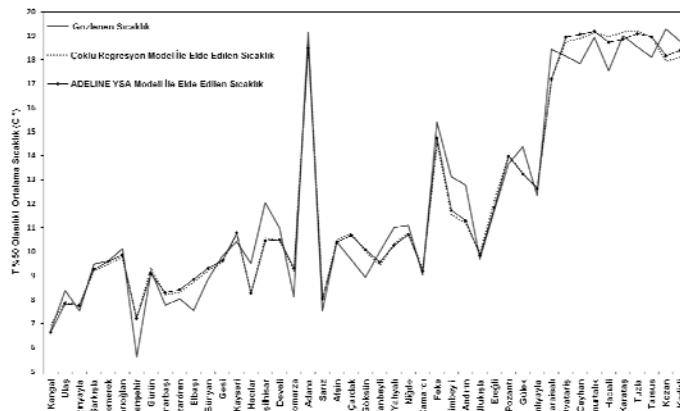
görülmüştür.

3.3. Çoklu regresyon analizi

Eşitlik 2 ile verilen regresyon modelindeki her bir değişkenin, regresyon katsayıları ile modelin kabul edilebilirliği regresyon analizi ile denetlenmiştir. Regresyon analizi sonuçlarına göre, bir nolu regresyon modeli (Eşitlik 2) anlamlı olmasına karşın; *EN*, *SR* ve *B* değişkenlerine ilişkin katsayılar istatistiksel olarak anlamlı ($P=0.90$) bulunmamıştır (Çizelge 1). Bu değişkenler modelden çıkarıldıktan sonra, Seyhan Havzasında %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerinin regresyon modeli Eşitlik 17 ile ifade edilebilmiştir.

$$T\%50 = 19.3 - 0.0057304 YÜK - 0.00001236 DU \quad (17)$$

Denizden uzaklık ve yükseklik arttıkça beklenen sıcaklığın azalması; sıcaklığın havzadaki dağılımı ile paralellik göstermektedir. Oluşturulan çoklu regresyon modeli ile tahmin edilen değerlerle, istasyonlardan elde edilen değerler Şekil 4'te verilmiştir. Eşitlik 17'nin CBS ortamında işleme alınması sonucu; %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerinin raster formatında haritası elde edilmiştir (Şekil 5).



Şekil 4-ADALINE YSA ve çoklu regresyon modeli tahminleri; istasyonların %50 olasılıklı ortalama sıcaklık ($T_{50\%}$) değerleri

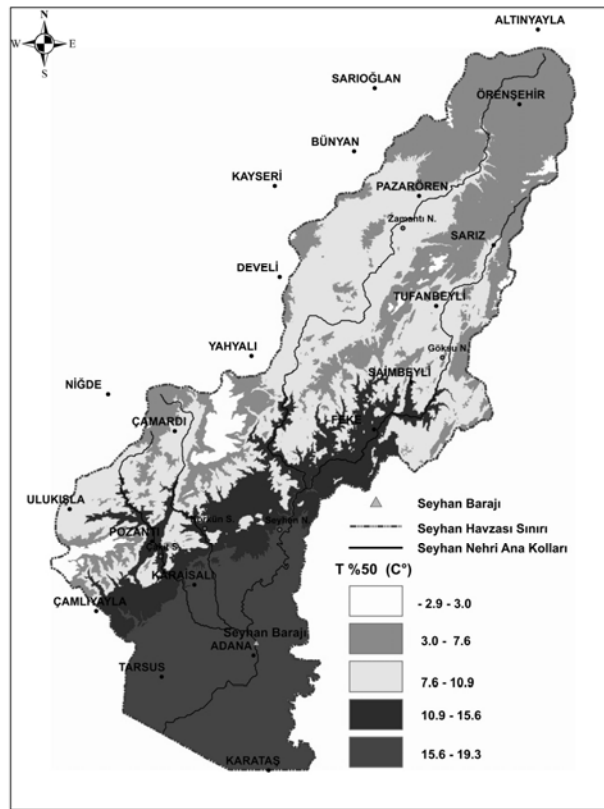
Figure 4-Predictions of ADALINE ANN model, multiple regression model and temperature values ($T_{50\%}$) of meteorological stations at the 50% probability level

Çizelge 1-%50 olasılıkla beklenen ortalama sıcaklık ($T_{50\%}$) değerlerinin model denklemi

regresyon analizi sonuçları*Table 1-Regression analysis results of mean temperatures model equation ($T_{50\%}$) at the 50% probability of occurrence*

Model	Bağımlı değişken	Bağımsız değişkenler*	t istatistiği	P değerleri	R ²
1	$T_{50\%}$	Sabit	-1.21	0.24**	0.96
		EN	1.52	0.14**	
		YÜK	-12.43	0.00	
		DU	-2.26	0.03	
		SR	-1.09	0.28**	
		B	-0.16	0.87**	
2	$T_{50\%}$	Sabit	74.47	0.00	0.96
		YÜK	-15.33	0.00	
		DU	-5.14	0.00	

*EN: Enlem, YÜK: Yükseklik, DU: Denizden uzaklık, SR: Solar radyasyon, B: Bakı

** $\alpha=0.10$ önem düzeyinde, istatistiksel olarak önemsizdir**Şekil 5. Seyhan Havzasının çoklu regresyon yöntemi ile oluşturulan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık ($T_{50\%}$) haritası***Figure 5-Mean temperature map at 50% probability level ($T_{50\%}$) estimated by multiple regression method in Seyhan Basin***3.4. YSA modeli tahminleri**

Herhangi bir ön istatistiksel analiz yapılmadan,

ADALINE YSA modeli 1000 adım (iterasyon) sonucunda eğitilerek ağırlık katsayıları ve eşik değer bulunmuştur. Genel modelin katsayıları saptanarak Eşitlik 18 ile ifade edilmiştir. *SR* ve *B* girdileri, ağırlıklarının diğer girdilere kıyasla küçük olması nedeniyle modelden çıkartılmış; *EN*, *YÜK*, *DU* girdileri ile YSA tekrar eğitilerek ikinci YSA modeli (Eşitlik 19) oluşturulmuştur. Eşitlik 18 ve Eşitlik 19'un belirtme katsayıları aynı bulunmuştur ($R^2=0.96$). Bu nedenle, %50 olasılıklı ortalama sıcaklık tahminlerinde Eşitlik 19'da verilen ADALINE YSA mimarisi benimsenmiş ve kullanılmıştır (Şekil 6).

$$y = 1.00710 + 0.42104EN - 0.65667YÜK - 0.72503DU - 0.04307SR - 0.00167B \quad (18)$$

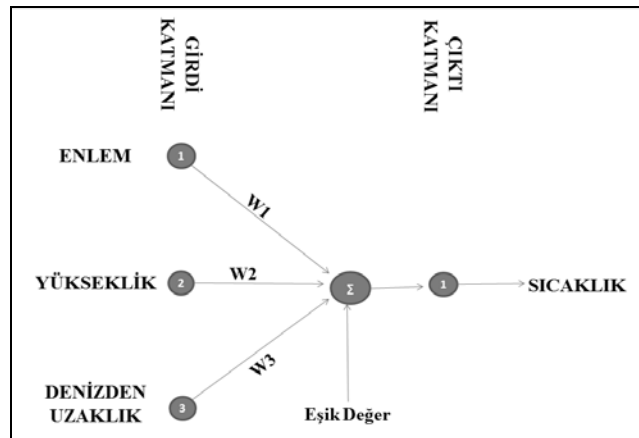
$$y = 0.97604 + 0.33737EN - 0.67428YÜK - 0.58251DU \quad (19)$$

ADALINE YSA modeli (Eşitlik 19) ile elde edilen %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerleri ile istasyonlardan gözlenen ($T_{\%50}$) değerler karşılıklı olarak Şekil 4'te çizilmiştir. ADALINE YSA modelinin, ArcGIS yazılımı ile matematiksel olarak işleme alınması sonucu; Seyhan Havzasının $y = \%50$ olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerinin haritası elde edilmiştir (Şekil

7). Haritada arazi topoğrafyasının; Pazarören-Örenşehir arasında olduğu gibi sıcaklık tahminleriyle net olarak açıklanabildiği görülmüştür.

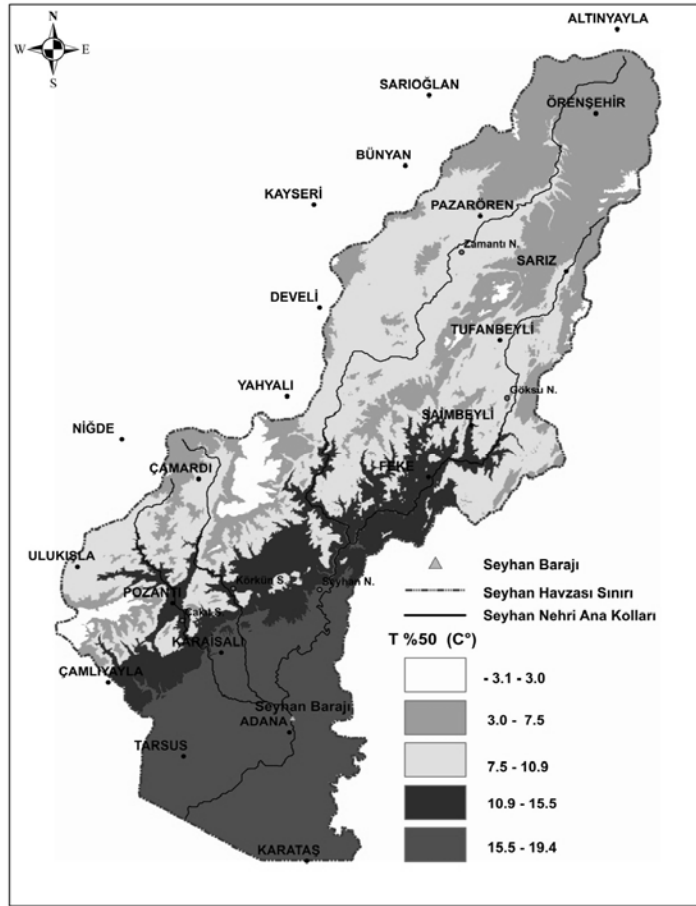
3.5. Yöntemlerin karşılaştırılması

Vicente-Serrano et al (2003) tarafından yapılan 11 enterpolasyon yöntemi ile sıcaklık tahminlerinin kıyaslandığı bir araştırmada; regresyon tabanlı enterpolasyon teknikleriyle başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmamızda ise; çoklu regresyon yöntemi ve ADALINE YSA modeli ile elde edilen %50 olasılıklı ortalama sıcaklık değerlerinin karşılaştırılması sonucunda; en gerçekçi tahminler ADALINE YSA yöntemi ile hesaplanmıştır. Bununla birlikte; Keskiner & Çetin (2010), aynı veriler ve test ölçütlerini kullandıkları çalışmalarında; Ordinary Kriging, Ordinary Cokriging ve çoklu regresyon yöntemini karşılaştırmışlardır. Araştırmacılar, çoklu regresyon yöntemi ile oluşturulan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık haritalarının daha gerçekçi olduğu sonucuna varmışlardır. Oysa; ADALINE YSA yöntemi, dikkate alınan 6 adet performans ölçütünde de çoklu regresyon yöntemi tahminlerine üstünlük sağlamıştır (Çizelge 2).



Şekil 6-% 50 olasılıklı ortalama sıcaklık tahmini için geliştirilen YSA modeli

Figure 6-ANN model developed for prediction of mean temperature at the 50% probability level



Şekil 7-Seyhan Havzasının ADALINE YSA yöntemi ile oluşturulan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık ($T_{50\%}$) haritası

Figure 7-Mean temperature map at 50% probability level ($T_{50\%}$) estimated by ADALINE ANN method in Seyhan Basin

Çizelge 2-Yöntemlerin dikkate alınan ölçütlere göre kıyaslanması

Table 2-Comparison of the methods based on the model performance criteria

Yöntemler	Bias	PE%	RMSE	MAE	R ²	S
ADALINE YSA	0.0077	5.876	0.802	0.648	0.962	0.820
Çoklu Regresyon *	0.0078	6.016	0.815	0.670	0.961	0.834
CoKriging *	0.0172	10.023	1.266	1.061	0.909	1.277
Kriging *	0.0171	10.045	1.268	1.064	0.908	1.280

Bias: Oransal hata, PE%: Oransal yüzde tahmin hatası, RMSE: Hata kareler ortalaması karekökü, MAE: Ortalama mutlak hata, R²: Belirtme Katsayısı, S: Standart sapma

* Keskiner & Çetin (2010) test ölçüt sonuçları

4. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada; ADALINE YSA tahmin modelinde girdi ve çıktı arasındaki ilişkinin istatistiksel olarak önemli bulunması, YSA modelinde kullanılan parametrelerin sayısını azaltmıştır. Regresyon analizi sonuçları ile YSA sonuçları benzeşim göstermiştir. Ancak, ADALINE YSA yöntemi, çoklu regresyon yöntemi tahminlerine göre daha gerçekçi sonuçlar vermiştir. Seyhan Havzasında, M. Turc yöntemi ile havza su verimi belirlenirken ADALINE YSA modeliyle CBS ortamında hesaplanan %50 olasılıklı ortalama sıcaklık haritasının kullanılması önerilmiştir. CBS ortamında raster formatındaki harita katmanlarının YSA mimarilerinin transfer fonksiyonlarıyla işlenmesi gerektiği sonucuna varılmıştır. Ancak, literatürde benzer bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Bu nedenle elde edilen sonuçlar kıyaslanamamıştır. Çok katmanlı ileri beslemeli geri yayımlı, radyal tabanlı vb. YSA modelleriyle CBS ortamında haritalamaya yönelik çalışmaların yapılabilirliklerinin araştırılması gerekmektedir.

Kaynaklar

- Ahmad S & Simonovic S P (2005). An artificial neural network model for generating hydrograph from hydro meteorological parameters. *Journal of Hydrology* **315**: 236–251
- Ali A L, Hegazy O & Eldien M N (2010). Slum Prediction Using Integration Between GIS and ANN. *International Conference on Informatics and Systems*, 28-30 March, Faculty of Computers and Information, Cairo University, Egypt
- Arai K (2006). Geographic Information System: GIS Based Neural Network for Appropriate Parameter Estimation of Geophysical Retrieval Equations with Satellite Remote Sensing Data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS, IEEE International Conference*, In: 1541–1544, 31 July-04 August, Denver, CO
- Aslantaş V & Kurban R (2007). Yapay Sinir Ağları ve Coğrafi Bilgi Sistemlerindeki Uygulamaları. *TMMOB Harita Kadastro Mühendisleri Odası Ulusal Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi*, 30 Ekim-02 Kasım, KTÜ, Trabzon
- Beale M H, Hagan M T & Demuth H B (2010). *Matlab Neural Network Toolbox 7 User's Guide*, USA

- Bestfit (2004). *Guide to Using BestFit: Distribution Fitting for Windows*. Available: <http://www.palisade.com>
- Bryan B A & Adam J M (2002). Three-dimensional neurointerpolation of annual mean precipitation and temperature surfaces for China. *Geographical Analysis* **34**(2): 93-111
- Burn D H & Boorman D B (1993). Estimation of hydrological parameters at ungauged catchments. *Journal of Hydrology* **143**: 429-454
- Chow V T, Maidment D R & Wags L W (1988). *Applied Hydrology*. McGraw-Hill, Inc., Civil Engineering Series, New York, 572
- Çetin M, Özcan H & Tülüçü K (2001). Aşağı Seyhan Ovası IV. Merhale Proje Alanında Toprak ve Taban Suyuna İlişkin Bazı Fiziksel ve Kimyasal Özelliklerin Yersel Değişimlerinin Jeostatistik Yöntemle Araştırılması. Araştırma Projesi Sonuç Raporu, Proje No : Z F/99/14, Adana
- Dawson C W & Wilby R (2001). Hydrological modelling using artificial neural networks. *Progress in Physical Geography* **25**(1): 80–108
- Dieleman P J & Trafford B D (1976). *Drainage Testing*. FAO *Irrigation and Drainage Paper* **28**, xii + 172 p, Rome-Italy
- Erdas (2011). *Erdas Imagine*. Available: <http://erdas.com>
- ESRI (2011). *Spatial Analysis*. Available: <http://www.esri.com>
- Gündoğdu K S, Demir A O & Akkaya Aslan Ş T (2001). Göletlerin Bazı Hidrolojik Analizlerinin Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS) Ortamında Yapılma Olanakları. *I. Ulusal Sulama Kongresi*, Bildiriler: 247-253, 8-11 Kasım, Antalya
- Hunter R D & Meentemeyer R K (2005). Climatologically aided mapping of daily precipitation and temperature. *Journal of Applied Meteorology* **44**: 1501-1510
- İnce R (1994). Çimento Bazlı Malzemelerin Kırılmasında Boyut Tesirinin Non-Lineer Kırılma Mekanizması Yapay Sinir Ağları İle İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Elazığ
- Keskiner A D & Çetin M (2010). Farklı Yöntemlerle Olasılıklı Ortalama Sıcaklık Değerlerinin CBS Ortamında Haritalanması ve Karşılaştırılması: Seyhan Havzası Örneği. *VI. Ulusal Hidroloji Kongresi*, Bildiriler: 848-861, 22-24 Eylül, Denizli

- Köse Ç (2010). Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağları İçin Eğitim Yazılımı Geliştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Ana Bilim Dalı, Afyon
- Landau S & Everitt S B (2004). A Handbook of Statistical Analyses. A CRC Press Company Washington, D.C
- Mimikou M & Gordios J (1989). Predicting the mean annual flood and flood quantiles for ungaged catchments in Greece. *Hydrological Sciences Journal* **34**(2): 169-184
- Ninyerola M, Pons X & Roure J M (2000). A methodological approach of climatological modelling of air temperature and precipitation through GIS techniques. *International Journal of Climatology* **20**: 1823-1841
- Rosegrant M W, Cai X & Cline S A (2002). Global Water Outlook to 2025-Averting and Implementing Crisis. Food Policy Report, International Food Policy Research
- Ryan B F & Cryer J (2005). Minitab Handbook, Fifth Edition, Regression and Correlation, In:313-349, Belmont, California
- Sattari M T, Fard A F, Docherkhesaz M & Öztürk F (2007). Yapay sinir ağları yöntemi ile savalan sulama rezervuarının simülasyonu. *Tarım Bilimleri Dergisi* **13**(4): 337-345
- Şeker H (2010). Takım Aşınması ve Yüzey Pürüzlülüğünün Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Yöntemleri İle Tahmin Edilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Eğitimi Anabilim Dalı, Konya
- Şen A (2007). Elektrik Alan Şiddetlerinin Ölçümü ve Coğrafi Bilgi Sistemi Ortamında Yapay Sinir Ağları İle Analizi. Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Anabilim Dalı, İstanbul
- Tasker D G, Hodge A C & Barks S C (1996). Region of influence regression for estimating the 50-year flood at ungaged sites. *Water Resources Bulletin* **32**(1): 163-170
- Tülücü K (1988). KT-310 Uygulamalı Hidroloji. Ç. Ü. Ziraat Fakültesi Ders Kitapları, No:76, Adana
- Türktemiz B (2008). Baraj Haznelerine Giren Akımların Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Isparta
- Vanlı M (1990). Göletlerde Su Temini Çalışmaları. *T.C. Bayındırlık ve İskan Bakanlığı DSİ Genel Müd. Hidrometri ve Taşkın Hidrolojisi Semineri*, 3-4 Eylül, İstanbul
- Vicente-Serrano S M, Saz-Sanchez M A & Cuadrat J M (2003). Comparative analysis of interpolation methods in The Middle Ebro Valley (Spain): Application to annual precipitation and temperature. *Climate Research* **24**: 161-180
- Wales J (2011). Mean. <http://en.wikipedia.org/wiki/Mean>
- Widrow B & Lehr M A (1990). 30 years of adaptive neural networks: Perceptron, madaline and backpropagation. *Proceedings of the IEEE* **78** (9): 1415-1442