



EGE BÖLGESİNDEKİ TOPRAK SICAKLIKLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMİ İLE BELİRLENMESİ

Mehmet BİLGİLİ*, Erdoğan ŞİMŞEK** ve Beşir ŞAHİN***

*Çukurova Üniversitesi, Adana Meslek Yüksekokulu, İklimlendirme-Soğutma Programı
01160, Beyazevler, Adana, mbilgili@cu.edu.tr

**Çukurova Üniversitesi, Adana Meslek Yüksekokulu, İklimlendirme-Soğutma Programı
01160, Beyazevler, Adana, esimsek@cu.edu.tr

***Çukurova Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Makina Mühendisliği Bölümü
01130, Balcalı, Adana, bsahin@cu.edu.tr

(Geliş Tarihi: 31. 07. 2009, Kabul Tarihi: 22. 10. 2009)

Özet: Bu çalışmada, Türkiye'nin Ege Bölgesindeki aylık ortalama toprak sıcaklıklarını topografik bilgilere göre tahmin etmek için bir yapay sinir ağı (YSA) modeli geliştirilmiştir. İzmir, Muğla, Aydın, Denizli, Uşak, Manisa, Kütahya ve Afyonkarahisar meteoroloji istasyonlarından elde edilen toprak sıcaklıkları, Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü (DMİ) tarafından 2000–2006 yılları arasında ve yer seviyesinden 5, 10, 20, 50 ve 100 cm derinliklerde ölçülmüştür. Enlem, boylam, yükseklik, derinlik ve ay bilgileri oluşturulan yapay sinir ağının giriş katmanında kullanılırken, hedef olarak kabul edilen aylık ortalama toprak sıcaklığı yapay sinir ağının çıkış katmanında kullanılmıştır. MATLAB programı kullanılarak bir tahmin modeli oluşturulmuş ve elde edilen sonuçlar ile gerçek değerler karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, bulunan hata değerlerinin kabul edilebilir sınırlar içerisinde olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Ege Bölgesi, Topografik bilgiler, Toprak sıcaklığı, Yapay sinir ağları.

DETERMINATION OF THE SOIL TEMPERATURES IN AEGEAN REGION BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD

Abstract: In this study, an artificial neural network (ANN) model developed in order to estimate the average monthly soil temperatures in the Aegean Region of Turkey based on the topographic data. The soil temperatures, which have been taken from İzmir, Muğla, Aydın, Denizli, Uşak, Manisa, Kütahya and Afyonkarahisar meteorological stations, have been measured between the years 2000 and 2006 by the Turkish State Meteorological Service (TSMS), and temperatures have been measured at depths of 5, 10, 20, 50 and 100 cm respectively below the ground level. The latitude, longitude, altitude, depth and lunar information have been used in the input layer of the built artificial neural network model while the soil temperatures recognized as a target data have been used in the output layer. An estimation model has been developed employing MATLAB program and the derived results have been compared with the actual values. As a result, it has been seen that the error values have been found within the acceptable limits.

Keywords: Artificial neural networks, Aegean Region, Soil temperature, Topographic data.

SEMBOLLER

<i>A</i>	Ay
<i>B</i>	Boylam (derece)
<i>D</i>	Derinlik (cm)
<i>DMİ</i>	Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü
<i>EN</i>	Enlem (derece)
<i>EY</i>	Esnek yayılım algoritması
<i>F(v)</i>	Aktivasyon fonksiyonu
<i>LM</i>	Levenberg-Marquardt algoritması
<i>n</i>	Toplam veri sayısı
<i>ÖEE</i>	Ölçeklendirilmiş eşleştirmeli eğim algoritması
<i>OMH</i>	Ortalama mutlak hata ($^{\circ}\text{C}$)

<i>OTS</i>	Ortalama toprak sıcaklığı ($^{\circ}\text{C}$)
<i>p</i>	Nöron
<i>R</i>	Korelasyon katsayısı
<i>x</i>	Girişler, gerçek değer
<i>x_g</i>	Gerçek x değişkeni
<i>x_{mak}</i>	Maksimum x değişkeni
<i>x_{min}</i>	Minimum x değişkeni
<i>x_n</i>	Normalize edilmiş x değişkeni
<i>w</i>	Ağırlıklar
<i>y</i>	Çıkışlar, tahmin edilen değer
<i>Y</i>	Yükseklik (m)
<i>YSA</i>	Yapay Sinir Ağları

GİRİŞ

Toprak sıcaklığı, toprak içerisinde meydana gelen tüm fiziksel, kimyasal ve biyolojik işlemlerin tamamını doğrudan etkilemektedir (Öztek in vd, 2008). Toprakta suyun bulunuşu, hareketi, buharlaşması ve hava kapasitesi, ayrışma olayları, mikrobiyolojik faaliyet, kök solunumu ve bitkisel faaliyet gibi olayların tümünün toprak sıcaklığının etkisi altında olduğu Tonkaz vd. (2007) tarafından ifade edilmektedir.

Toprağın absorbe ettiği ısı enerjisi miktarı, toprak tarafından emilebilen güneş radyasyonunun miktarına bağlıdır. Güneşten dalgalar halinde hareket eden enerji, toprak yüzeyine çarptığı zaman ısı enerjisine dönüşür. Bu dönüşümün miktarı; toprağın rengine, topraktaki eğimlilik durumuna, toprak üzerindeki bitki örtüsüne, toprağın özgül ısısına, toprağın bulunduğu noktanın enlem ve boylam derecesine, toprak derinliğine ve toprağın yapısına bağlıdır (Yılmaz, 1999).

Küresel ısınmanın iklimsel etkisi olarak son yıllarda en çok üzerinde durulan husus kuraklık, dolayısıyla toprak sıcaklığının artmasıdır. Uğurlu ve Örcen (2007)'e göre, Meteoroloji Genel Müdürlüğünce hazırlanmış olan Türkiye'nin 1971, 2000 ve 2007 tarihli kuraklık haritalarına bakıldığında, hava sıcaklıklarındaki artışlar Türkiye'yi ciddi anlamda bir kuraklık tehlikesi ile karşı karşıya bırakmaktadır. Çelik ve Karakayacı (2007)'ya göre ise, Ege Bölgesi farklı toprak yapılarıyla, küresel ısınmaya bağlı olarak olası iklim değişikliğinden en fazla etkilenebilecek bölgelerden birisidir. Toprak sıcaklığındaki artışlar yeterli suya sahip olmayan yarı nemli Ege Bölgesindeki tarımsal faaliyetlerde, hayvan ve bitkilerin doğal yaşam alanlarında değişikliklere yol açabilecektir.

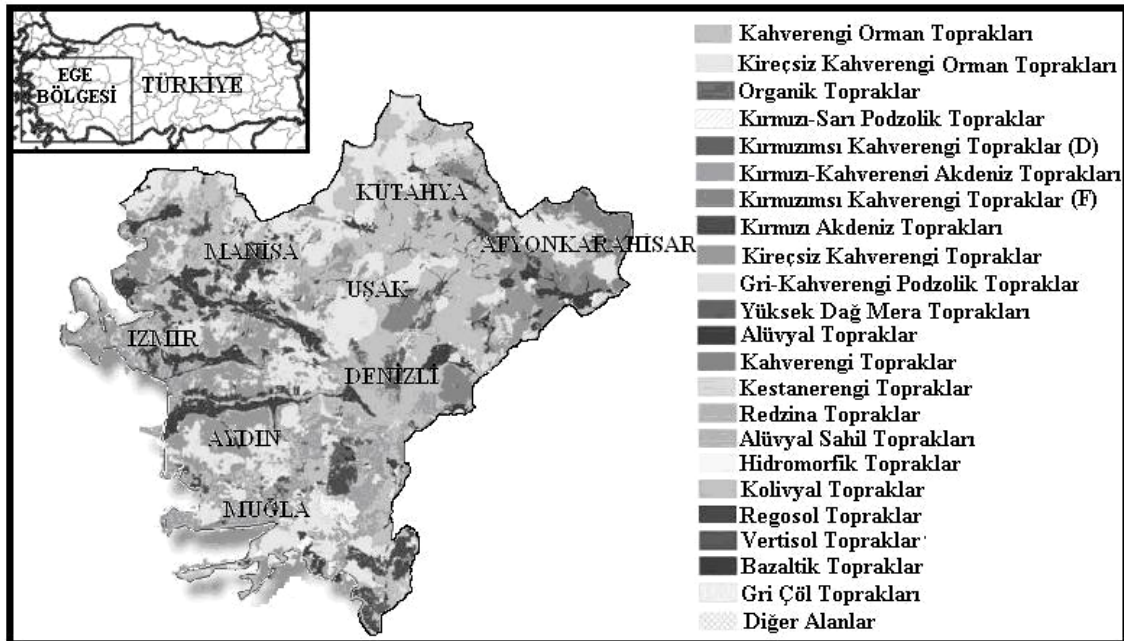
Bölgedeki tarımsal üretimde ürün kalitesini ve verimliliği artırmak, ürün kayıplarını en aza indirmek,

bölgenin doğal yapısını korumak, tarımsal üretimde uygun ürün çeşidini belirlemek, bölgede olası iklim değişikliğinde bölge şartlarına uygun ağaç cinslerini belirlemek ve toprağın mevcut özelliklerini korumak ve geliştirmek için toprak sıcaklıklarının bilinmesi gerekir. Bölgenin değişik topografik yapısı içerisinde her noktada sıcaklık ölçme imkanı olmadığından toprak sıcaklıklarının tahmin edilerek belirlenmesi önemlidir. Ayrıca, bölgede toprak sıcaklıklarının belirlenmesi ısı kazancı ve ısı kaybı hesaplarında net sonuçların ortaya çıkarılması açısından da büyük önem taşır.

Bu çalışmada, Ege Bölgesinin her noktasındaki toprak sıcaklığı değerlerini elde etmek için İzmir, Muğla, Aydın, Denizli, Uşak, Manisa, Kütahya ve Afyonkarahisar meteoroloji istasyonlarında ölçülen değerlerden faydalanılarak bir Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli oluşturulmuştur. Bu modelde enlem, boylam, yükseklik ve ay bilgileri yardımıyla istenilen hedef bölgenin ortalama toprak sıcaklığı değeri tahmin edilmiştir.

VERİ ANALİZİ

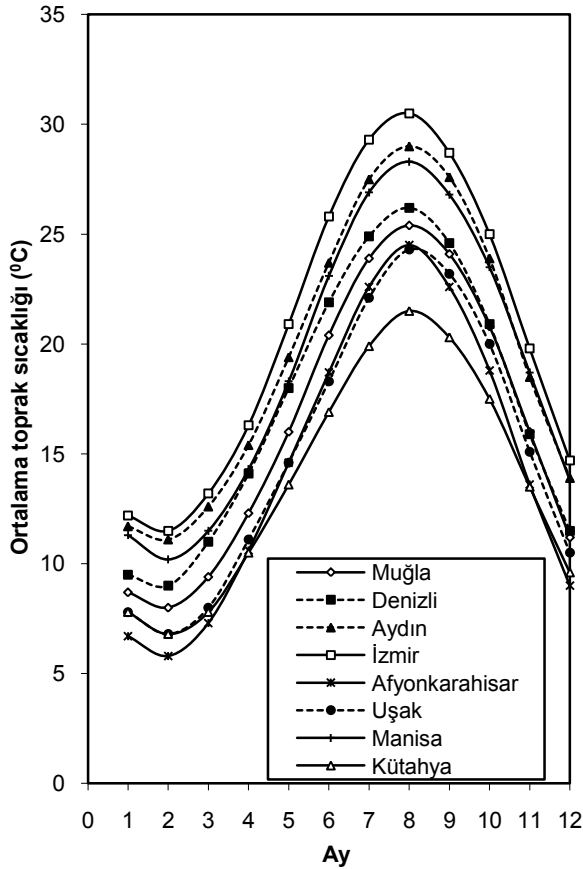
Bu çalışmada kullanılan toprak sıcaklığı verileri Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü (DMİ) tarafından kurulmuş olan Türkiye'nin Ege Bölgesindeki İzmir, Muğla, Aydın, Denizli, Uşak, Manisa, Kütahya ve Afyonkarahisar istasyonlarında ve yer seviyesinden 5, 10, 20, 50 ve 100 cm derinliklerde ölçülmüştür. Çalışma yapılan Ege Bölgesinin toprak yapısı ve meteoroloji istasyonları Şekil 1'de gösterilmiştir. Bu istasyonların koordinatları ve deniz seviyesinden yükseklikleri ise Çizelge 1'de verilmiştir. İstasyonların deniz seviyesinden yükseklikleri 28.55 m ile 969.28 m arasında değişmektedir. Deniz seviyesinden yüksekliği en düşük istasyon İzmir iken, en yüksek istasyon ise Kütahya'dır.



Şekil 1. Ege Bölgesinin toprak yapısı ve meteoroloji istasyonları.

Çizelge 1. Meteoroloji istasyonlarının koordinatları.

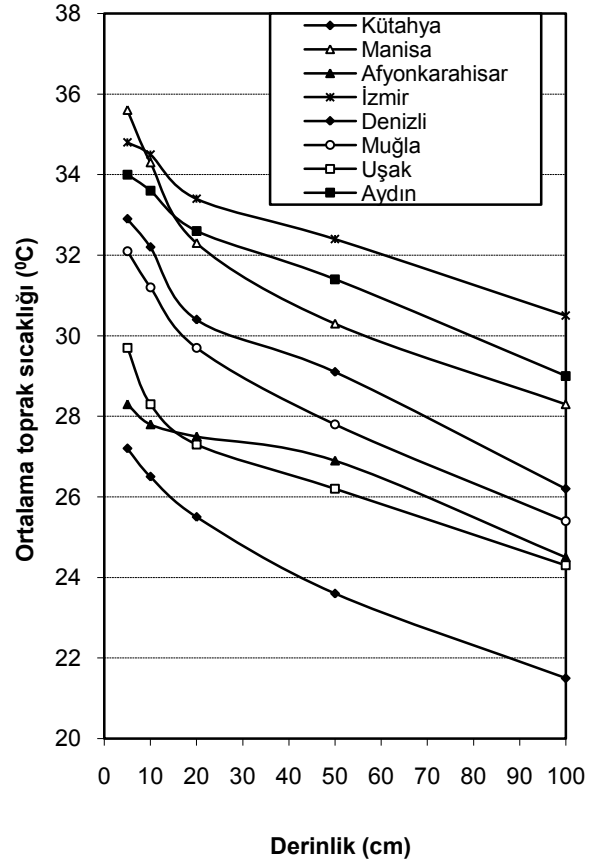
İstasyon	Enlem	Boylam	Yükseklik (m)
Muğla	37° 13' K	28° 22' D	646.07
Denizli	37° 47' K	29° 05' D	425.29
Aydın	37° 51' K	27° 51' D	56.3
İzmir	38° 23' K	27° 04' D	28.55
Afyonkarahisar	38° 44' K	30° 34' D	1034
Uşak	38° 41' K	29° 24' D	919.22
Manisa	38° 37' K	27° 26' D	71
Kütahya	39° 25' K	29° 58' D	969.28



Şekil 2. İstasyonların 2000 ve 2006 yılları arasında hesaplanan aylık ortalama toprak sıcaklıkları (D=100 cm) .

Tüm istasyonlara ait 2000 ve 2006 yılları arasında hesaplanan aylık ortalama toprak sıcaklıkları 100 cm derinlik için Şekil 2'de gösterilmiştir. Toprak sıcaklıklarının aylık ortalama değişimleri birbirlerine göre aynı eğilimi göstermektedir. Tüm istasyonlarda maksimum aylık ortalama toprak sıcaklığı ağustos ayında olurken, minimum sıcaklık ise şubat ayında olmaktadır. Bu sıcaklıkların yıl içerisindeki değişimi en düşük Afyonkarahisar istasyonu için 5.8 °C olurken, en yüksek ise İzmir istasyonu için 30.5 °C olmaktadır. Ağustos ayındaki ortalama toprak sıcaklıklarına bakıldığında en yüksek değer 30.5 °C ile İzmir istasyonuna, en düşük değer ise 21.5 °C ile Kütahya istasyonuna aittir. Toprak sıcaklıklarının en düşük değerinde olduğu Şubat ayı ortalamalarına bakıldığında ise en yüksek değer 11.5 °C ile yine İzmir istasyonuna,

en düşük değer ise 5.8 °C ile Afyonkarahisar istasyonuna aittir. Görüldüğü gibi, tüm aylar için toprak sıcaklığının en yüksek değerinde olduğu istasyon İzmir'dir. Daha sonra ise Aydın, Manisa, Denizli ve Muğla istasyonları gelmektedir. Bu sıralamaya dikkat edilecek olursa, İzmir deniz seviyesine en yakın olan istasyondur ve bu sıralamayı yine Aydın, Manisa, Denizli ve Muğla istasyonları takip etmektedir.



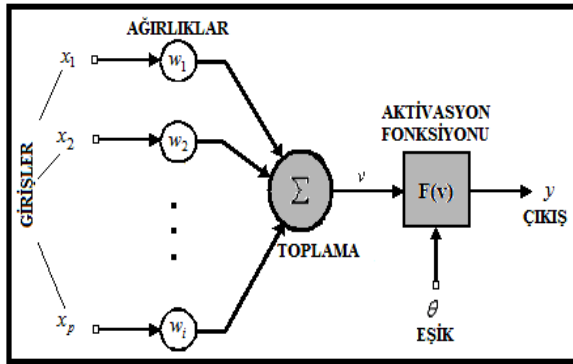
Şekil 3. Toprak sıcaklıklarının derinliklere göre değişimi (Ağustos ayı için).

Toprak sıcaklığı derinliğe göre büyük değişkenlik gösterir. Ağustos ayı için tüm istasyonlara ait ortalama toprak sıcaklıklarının derinliklere göre değişimi Şekil 3'te gösterilmiştir. Şekilde de görüldüğü gibi, toprak sıcaklıkları tüm istasyonlar için derinlikle azalmaktadır. Özellikle Kütahya'da toprak sıcaklığı 5 cm derinlikte 27.2 °C iken 100 cm derinlikte 21.5 °C değerine kadar

düşmektedir. Ağustos ayında olduğu gibi, toprak sıcaklıkları mart-eylül ayları arasında da derinlikle azalmaktadır. Ancak, ekim-şubat ayları arasında ise derinlikle artmaktadır. Yani ilkbahar ve yaz aylarında toprak sıcaklıkları derinliklerde daha düşük, sonbahar ve kış aylarında ise derinliklerde daha yüksek değerdedir.

YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları (YSA) deneysel bilgiyi alan, depolayan ve kullanan, birçok basit işlemci elemandan oluşan yapıdır. Genel olarak matematiksel modelleri oluşturulamayan veya matematiksel modelleri çok zor tanımlanabilen problemlerin çözümü için kullanılırlar. Veri işleme veya işlemci elemanların (nöronların) bir ağ yapısı tanımlayacak şekilde birbirlerine bağlanmaları fikri, beyin hücrelerinin birbirleriyle olan bağlantılarından esinlenerek gerçekleştirilmiştir. Yapay sinir ağları insan beyninin işleyişini taklit ederek yeni sistem oluşturulmaya çalışılan yaklaşımlardır. İstisnasız tüm YSA yapılarının esin kaynağı, biyolojik sinir ağlarının işleyiş yöntemidir (Sağıroğlu vd, 2003).



Şekil 4. p-girişli bir nöronun temel grafik gösterimi.

Bir yapay nöron temel olarak girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve çıkış olmak üzere Şekil 4'te gösterildiği gibi beş kısımdan oluşmaktadır (Sağıroğlu vd, 2003; Haykin, 1994). Burada x girişleri, y çıkışı, F fonksiyonu, p nöron giriş sayısını, w ise ağırlıklarını ifade etmektedir. Aktivasyon potansiyeli ağırlıklar ile giriş vektörlerinin çarpımıdır ve bu çarpım;

$$v = \sum_{i=1}^p w_i x_i = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_p] [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]^T \quad (1)$$

ile ifade edilir. Daha sonra aktivasyon potansiyeli, çıkış işaretini üreten bir aktivasyon fonksiyonundan $F(v)$ geçirilir ve çıkış değeri;

$$y = F(v) \quad (2)$$

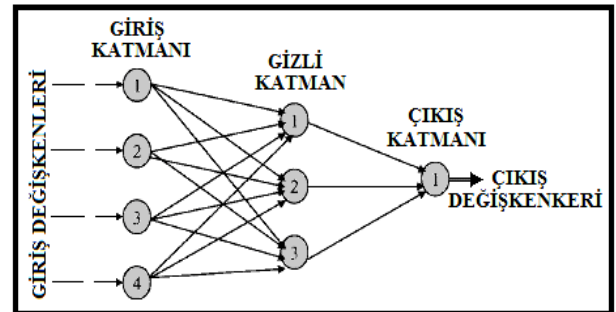
fonksiyonundan elde edilir. Aktivasyon fonksiyonu, çıkış işaretinin standart değerleri için aktivasyon potansiyelini normalize eden bir fonksiyondur. Tanjant sigmoid (tansig), logistic sigmoid (logsig) ve lineer

(purelin) transfer fonksiyonları, MATLAB programında kullanılan bazı aktivasyon fonksiyonlarıdır (Bilgili ve Şahin, 2007). Logsig transfer fonksiyonu;

$$F(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3)$$

şeklinde ifade edilir (Tayfur, 2002). Literatürde kullanılan birçok öğrenme algoritması mevcuttur. Bu öğrenme algoritmalarının çoğunluğu matematik tabanlı olup ağırlıkların güncelleştirilmesi için kullanılırlar. Esnek yayılım (EY), Levenberg-Marquardt (LM) ve ölçeklendirilmiş eşleştirmeli eğim (ÖEE) algoritmaları son yıllarda farklı uygulamalarda kullanılan öğrenme algoritmalarından bazılarıdır.

Temel olarak, tüm YSA'lar benzer bir yapıya sahiptir. Böyle bir yapı Şekil 5'te gösterilmiştir. Bu yapıda, bir giriş katmanı, gizli katman ve bir de çıkış katmanı bulunmaktadır (Kişi, 2004). Giriş katmanı, dışarıdan giriş değişkenlerini alan işlemci elemanları içerir. Çıkış katmanı ise çıktıları dışarıya ileten işlemci elemanları içeren katmandır. Giriş ve çıkış katmanları birer katmandan oluşurken bu iki katman arasında birden fazla gizli katman bulunabilir. Bu gizli katmanlar çok sayıda işlemci eleman içerir ve bunlar tamamen ağ içindeki diğer işlemci elemanlarla bağlantılıdır (Sattari vd, 2007).



Şekil 5. Yapay sinir ağlarının genel yapısı (Kişi, 2004).

Oluşturulan yapay sinir ağında ağırlıkların belirlenmesi için önceki örnekler kullanılır. Giriş değişkenleri ile tahmin edilen değişken arasındaki ilişki ortaya çıkarılır. Yani, YSA'ları eğitilir. Ağ eğitildikten sonra ağırlıklar belirlenmiş olur. Artık YSA yeni verilerle çalıştırılabilir ve tahminler üretebilir. Böylece ağın performansı, amaçlanan sinyal ve hata kriteri ile ölçülür. Ağın çıktısı, amaçlanan çıktı ile karşılaştırılarak hata payı elde edilir. Geri Yayılım (backpropagation) olarak adlandırılan bir algoritma hata payını azaltacak şekilde ağırlıkları ayarlamak için kullanılır. Bu işlem defalarca tekrar edilerek ağ eğitilir (Sattari vd, 2007).

YSA'nın çok farklı problemlerin çözülmesinde kolaylıkla kullanılabilmesinin anlaşılmasıyla konuya olan ilgi artmış ve çok farklı alanlarda çalışmalar yapılmıştır. Bu yöntem matematik, mühendislik, tıp, ekonomi, meteoroloji, psikoloji, nöroloji, elektrik gibi birçok farklı alanda başarılı bir şekilde uygulanmaktadır

(Sağırođlu vd, 2003; Kalogirou vd, 1999; Bilgili vd, 2007).

Yapay sinir ađları meteoroloji alanında, son yıllarda birçok arařtırımcı tarafından kullanılmıřtır. Mohandes vd. (1998) yaptıkları alıřmada, gnlk ve aylık ortalama rzgar hızlarını tahmin etmek iin YSA metodunu uygulamıřlar ve elde ettikleri sonuları Otoregresif (AR) modeli ile karřılařtırmıřlardır. Bu alıřmaya gre, YSA metodu Otoregresif modeline gre daha iyi sonular vermiřtir. More ve Deo (2003) yaptıkları alıřmada, gnlk, haftalık ve aylık ortalama rzgar hızlarının tahmin edilmesi iin bir YSA modeli oluřturmuřlardır. Oluřturdukları YSA'nın giriř katmanında nceki zamana ait rzgar hızları kullanılırken, ađın ıkıř katmanında ise gelecekteki rzgar hızı kullanılmıřtır. Yine elde edilen sonular Otoregresif (AR) modeli ile karřılařtırılmıřtır. Perez-Llera vd. (2002) yaptıkları alıřmada, rzgar hızını tahmin etmek iin YSA metodunu kullanmıřlardır. Oluřturdukları ađın giriř katmanında rzgar yn, atmosfer sıcaklıđı, bađıl nem, atmosfer basıncı, yađmur ve gneř ıřınımı gibi bazı meteorolojik parametreler kullanmıřlardır.

Bechrakis ve Sparis (2004), Bechrakis vd. (2004), ztopal (2006) ve Bilgili vd. (2007) ise yine rzgar hızını tahmin etmek iin YSA metodunu uygulamıřlardır. Ancak bu alıřmalarda, bir hedef istasyon belirlenmiř ve bu hedef istasyonun rzgar hızı, etrafındaki lm yapılan istasyonların rzgar hızından faydalanılarak tahmin edilmiřtir. am vd. (2005) yaptıkları alıřmada, ok daha farklı bir YSA modeli oluřturarak rzgar hızlarını tahmin etmiřlerdir. Ađın giriř katmanında enlem, boylam, deniz seviyesinden ykseklik ve yer seviyesinden ykseklik gibi topografik parametreleri kullanmıřlardır.

Yapay sinir ađı modelleri, gneř ıřınımının tahmin edilmesinde de ok bařarılı sonular vermiřtir. Szen vd. (2004a, b, 2005a, b) yaptıkları alıřmada, Trkiye'deki aylık ortalama gneř ıřınımının tahmin edilmesi iin bir YSA modeli oluřturmuřlardır. Modelde enlem, boylam, ykseklik, ay, ıřınım sresi ve atmosfer sıcaklıđı gibi meteorolojik ve cođrafik parametreler kullanılmıřtır.

Yapay sinir ađlarının bir diđer uygulandıđı meteoroloji alanı yađıř miktarı, sıcaklık ve gllerdeki suyun buharlařma miktarı tahminleridir. Luk vd. (2001) oluřturdukları YSA modelinde, gemiřteki yađıř miktarlarından faydalanarak gelecekteki yađıř miktarını tahmin etmiřlerdir. Valverde Ramirez vd. (2005) ise yađıř miktarını tahmin etmek iin sıcaklık, rzgar hızı, zgl nem vb. gibi eřitli meteorolojik parametreleri kullanmıřlardır. Dođan vd. (2007) yapay sinir ađı modeli kullanarak Trkiye'nin Sapanca Gl iin gnlk buharlařma miktarını tahmin etmiřlerdir. Yaptıkları alıřmada, gnlk buharlařma miktarı tahmini iin minimum ve maksimum sıcaklık, rzgar hızı, greceli nem, gneřlenme sresi ve maksimum gneřlenme mddeti gibi parametreleri kullanmıřlardır. Partal vd. (2008) yaptıkları alıřmada, YSA ve dalgacık

dnřm yntemleri ile gnlk yađıř miktarını tahmin etmiřlerdir. Bunun iin ortalama sıcaklık, maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, ortalama nem ve toplam buharlařma miktarı bađımsız deđiřkenler olarak kullanılmıřtır. Bilgili ve Sahin (2010) yaptıkları alıřmada, Trkiye'nin faklı blgelerindeki 76 istasyonun aylık ortalama sıcaklık ve yađmur deđerlerini tahmin etmek iin bir yapay sinir ađı modeli geliřtirmiřlerdir.

Yapay sinir ađları havadaki karbondioksit (CO₂) ve kkrtdioksit (SO₂)'in tahmin edilmesinde de bařarılı bir řekilde uygulanmıřtır. Yksek vd. (2007) yaptıkları alıřmada, gnlk ortalama SO₂ miktarını bir gn ncesinin meteorolojik parametrelerini kullanarak tahmin etmiřlerdir. Melesse ve Hanley (2005) ise yaptıkları alıřmada, gnlk ortalama CO₂ miktarını diđer meteorolojik parametrelerden faydalanarak bulmak iin bir tahmin modeli oluřturmuřlardır.

Yapay sinir ađları su bilimi alanında da tahmin modelleri oluřturmak iin kullanılmıřtır. Kiři (2004) yaptıđı alıřmada, aylık nehir akımlarının tahmin edilmesinde YSA metodunu uygulamıř ve elde ettiđi sonuları Otoregresif (AR) modeli ile karřılařtırmıřtır. Genel olarak YSA modeli otoregresif modelden daha iyi sonular vermiřtir. Kiři vd. (2008) yaptıkları alıřmada, Trkiye'nin Karadeniz Blgesi'ndeki drt akarsuya ait gnlk askı maddesi miktarını YSA, bulanık mantık ve regresyon modelleri gibi farklı yntemleri uygulayarak tahmin etmiřlerdir. Tayfur ve Guldal (2006) yaptıkları alıřmada, akarsularda gnlk toplam askı maddesi miktarının tahmin edilmesi iin bir YSA modeli geliřtirmiřlerdir. Oluřturdukları ađın giriř katmanında, yađıř miktarları deđerlerini kullanmıřlardır. Tayfur (2002) yaptıđı alıřmada, yađıř-akıř altında meydana gelen katı madde tařınımı iin bir YSA modeli geliřtirmiřtir. Girdi verisi eđim ve yađıř řiddetinden, ıktı ise sediment verisinden oluřmuřtur.

Grldđ gibi, yapay sinir ađları meteoroloji ve su bilimi alanında zellikle rzgar hızı, gneř ıřınımı, yađıř miktarı, gllerdeki suyun buharlařma miktarı, havadaki CO₂ ve SO₂ miktarları, nehir akımları, akarsularda katı madde tařınımı gibi parametrelerin tahmin edilmesinde ok sıka kullanılmıřtır. Giriř deđiřkenleri olarak da diđer meteorolojik parametreler ve topografik bilgiler ile daha nce llmř nceki veriler kullanılmıřtır.

Bu alıřmada yapılan yapay sinir ađı modelinin amacı ise, lm yapılmayan farklı bir hedef noktanın toprak sıcaklıđını farklı derinliklerde topografik bilgilere gre tahmin etmektir.

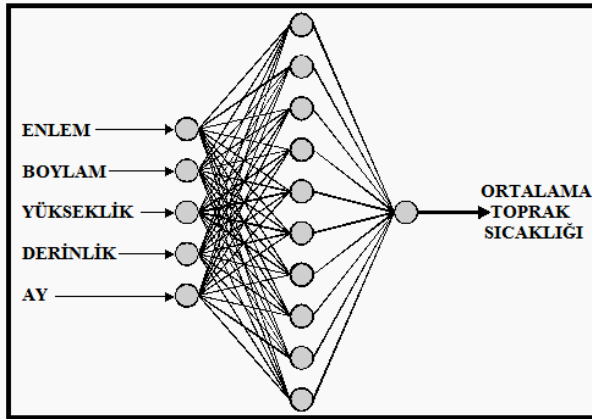
UYGULAMA

Bu alıřmada kullanılan yapay sinir ađı yapısı řekil 6'da gsterilmiřtir. MATLAB programı kullanılarak bir tahmin modeli oluřturulmuřtur. Yapılan veri analiz alıřmasından da anlařıldıđı gibi, toprak sıcaklıklarının en nemli deđiřkenlik gsterdiđi parametreler enlem,

boylam, yükseklik, derinlik ve ölçümün yapıldığı aydır. Bu nedenle, istasyona ait enlem, boylam, yer seviyesinden olan yükseklik ve derinlik değerleri ile ay değişkeni yapay sinir ağının giriş katmanında kullanılırken, hedef olarak kabul edilen ortalama toprak sıcaklığı değeri ağın çıkış katmanında kullanılmıştır. Giriş ve çıkış değişkenlerin seçiminden sonra gizli katmanda kullanılan işlemci eleman (sinir) sayısı tespit edilmiştir. Gizli katmanda kullanılan işlemci eleman sayısını belirlemek için çeşitli denemeler uygulanmıştır. İşlemci eleman sayısı 5'ten 15'e kadar değiştirilerek ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasında hata analizi yapılmıştır. Analiz sonucunda en uygun işlemci eleman sayısının 10 olduğu görülmüştür. Şekil 6'da görüldüğü gibi, yapay sinir ağının yapısında bir giriş, bir çıkış katmanı ve bir de gizli katman bulunmaktadır. Giriş katmanında 5, gizli katmanda 10 ve çıkış katmanında 1 işlemci eleman kullanılmıştır. Öğrenme algoritması olarak, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması uygulanmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla logsig ve purelin transfer fonksiyonları tercih edilmiştir. Giriş katmanında aktivasyon fonksiyonu yoktur. Ancak çıkış değişkeninin değerlerinin yanında giriş değişkenlerinin değerleri de [0,1] arasında aşağıdaki denklem kullanılarak normalize edilmiştir.

$$x_n = \frac{(x_g - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} \quad (4)$$

Burada x_n , x_g , x_{\min} ve x_{\max} ifadeleri sırasıyla normalize edilmiş, gerçek, minimum ve maksimum x değişkenleridir. Değişkenlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 2'de verilmiştir.



Şekil 6. Yapay sinir ağı yapısı.

Çizelge 2. Değişkenlere ait maksimum ve minimum değerler.

Değişken	x_{\min}	x_{\max}
Enlem (EN) (Derece)	37.13	39.25
Boylam (B) (Derece)	27.04	30.34
Yükseklik (Y) (m)	28.55	1034
Derinlik (D) (cm)	5	100
Ay (A)	1	12
Ortalama toprak sıcaklığı (OTS) ($^{\circ}$ C)	1.3	36.2

Çalışmada kullanılan aylık ortalama toprak sıcaklığı verileri 2000 ile 2006 yıllarına ait olup yer seviyesinden 5, 10, 20, 50 ve 100 cm derinliklerde ölçülmüştür. Kullanılan istasyon sayısı 8'dir. Dolayısıyla yapay sinir ağında kullanılacak toplam veri sayısı 480 (12 ay, 5 derinlik, 8 istasyon) olup iki kısma ayrılmıştır. Bu verilerin İzmir, Muğla, Denizli, Manisa, Kütahya ve Afyonkarahisar istasyonlarına ait ilk kısmı (360 veri) yapay sinir ağının öğrenme işleminde kullanılırken, Aydın ve Uşak istasyonlarına ait ikinci kısmı ise (120 veri) yapay sinir ağının test işleminde kullanılmıştır. Yani, Aydın ve Uşak istasyonları hedef nokta olarak seçilmiştir. Öğrenme işlemi, ağ modelini tasarlamak için yapılırken, test işlemi de ağın performansını görmek için uygulanmıştır.

BULGULAR VE TARTIŞMA

Öğrenme ve test işleminin uygulanması sonucunda Türkiye'nin Ege Bölgesindeki herhangi bir hedef noktanın ortalama toprak sıcaklığını (OTS) tahmin etmek için (5) eşitliği ortaya çıkarılmıştır. Burada, F_i (1, 2, 3, ..., 10) değerleri (6) eşitliği kullanılarak elde edilebilir.

$$\begin{aligned} OTS = & -4.7259F_1 - 0.3920F_2 - 4.7367F_3 \\ & - 0.2813F_4 - 0.2541F_5 + 0.1109F_6 \\ & + 2.2922F_7 + 1.9785F_8 - 0.1303F_9 \\ & + 0.2041F_{10} + 2.9023 \end{aligned} \quad (5)$$

$$F_i = \frac{1}{1 + e^{-E_i}} \quad (6)$$

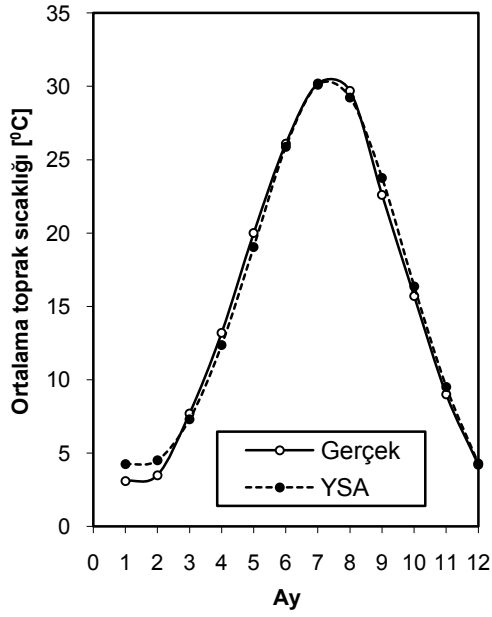
Burada, E_i (1, 2, 3, ..., 10) değerleri (7) eşitliği kullanılarak EN (enlem), B (boylam), Y (yükseklik), D (derinlik) ve A (ay) bağımsız değişkenleri ile hesaplanabilir. Ancak bağımsız değişkenler (4) eşitliği kullanılarak normalize edilmelidir. (7) eşitliğindeki ağırlıklar (w_{1i} , w_{2i} , w_{3i} , w_{4i} , w_{5i} ve w_{6i}) ise Çizelge 3'te verilmiştir.

$$\begin{aligned} E_i = & w_{1i} * EN + w_{2i} * B + w_{3i} * Y + w_{4i} * D \\ & + w_{5i} * A + w_{6i} \end{aligned} \quad (7)$$

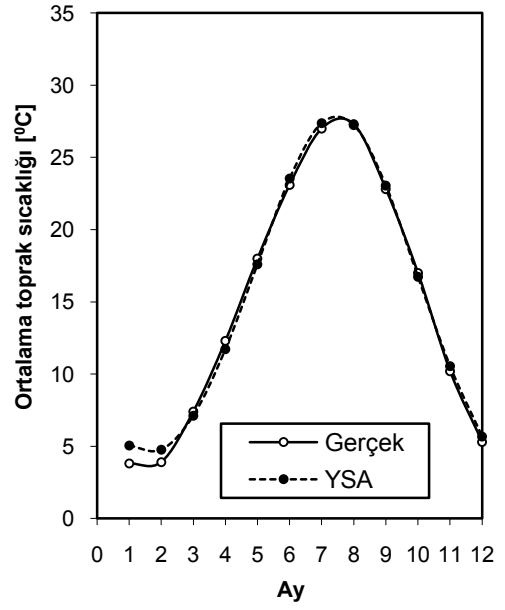
Öğrenme ve test işlemi sonucunda elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerler ağın performansını görmek amacıyla karşılaştırılmıştır. Test işlemi için kullanılan Uşak ve Aydın istasyonlarına ait performanslar sırasıyla Şekil 7 ve 8'de gösterilmiştir. Şekillerden de görüldüğü gibi yapay sinir ağının tahmin değerleri ile çizilen grafik, gerçek değerlerin grafiğine oldukça yakındır. Ortalama toprak sıcaklık değerleri aylara göre farklı bir değişim gösterirken, ağın tahmin değerleri de bu değişim ile aynı eğilimi göstermektedir.

Çizelge 3. LM algoritması tarafından bulunan ağırlıklar.

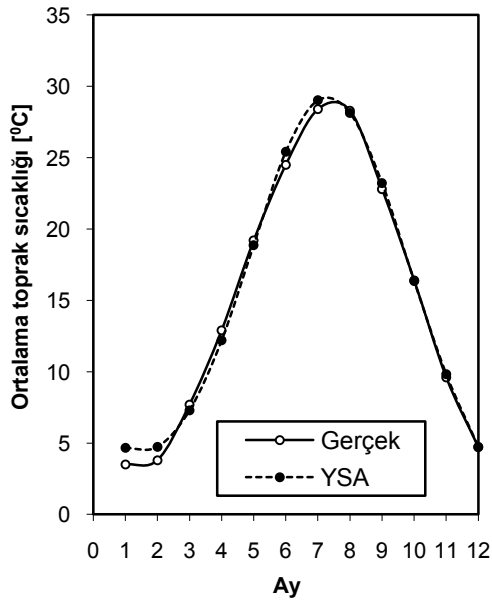
i	w_{1i}	w_{2i}	w_{3i}	w_{4i}	w_{5i}	w_{6i}
1	-0.3522	1.8847	-1.9141	-26.3219	-11.4584	6.7665
2	-7.2199	1.4397	-1.0762	-2.9811	3.5337	4.3563
3	0.3363	-1.8442	1.8853	26.3172	11.3414	-6.7308
4	27.2565	-8.1658	11.8773	-3.8755	3.7722	-30.7664
5	59.1987	16.2891	21.2936	0.0334	-0.1495	-29.9501
6	3.8258	-21.7097	-16.9608	1.8916	-19.9197	27.2726
7	0.0198	0.3767	-0.3828	-0.8914	6.3070	-2.7217
8	-0.2727	-0.0217	0.0327	0.1521	-7.1025	5.2196
9	-22.6745	-4.8889	-18.7283	-7.6367	10.2605	6.0221
10	11.1389	-5.7281	1.6941	5.1227	-5.4495	0.9928



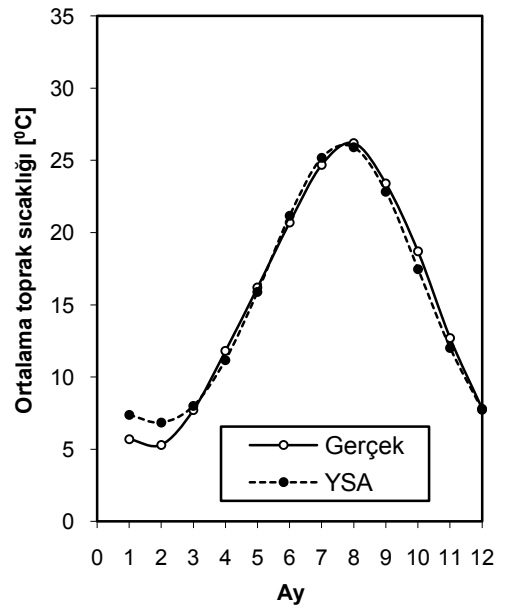
a) D= 5 cm



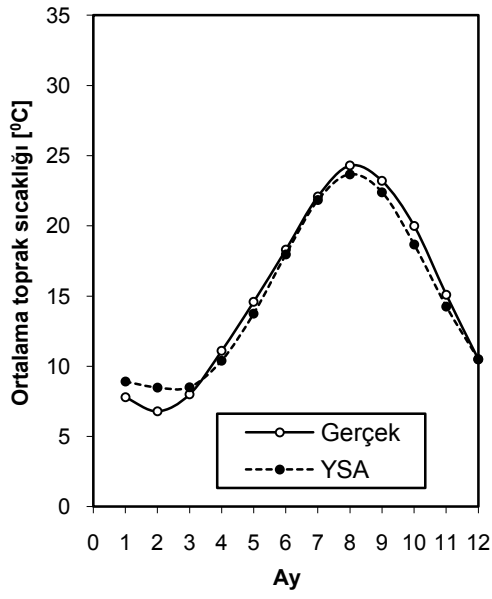
c) D= 20 cm



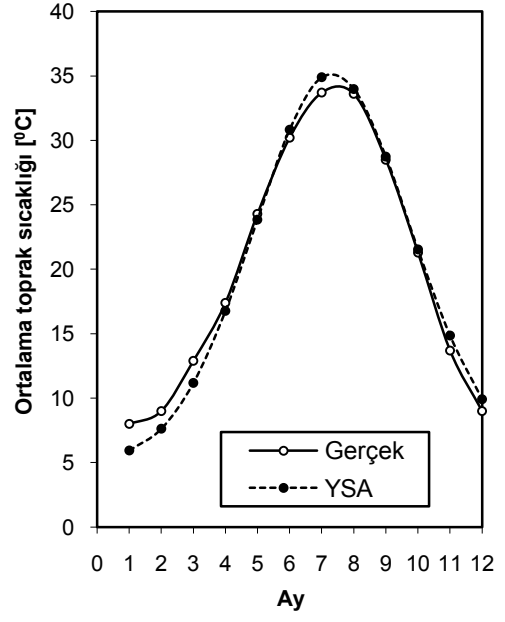
b) D= 10 cm



d) D= 50 cm

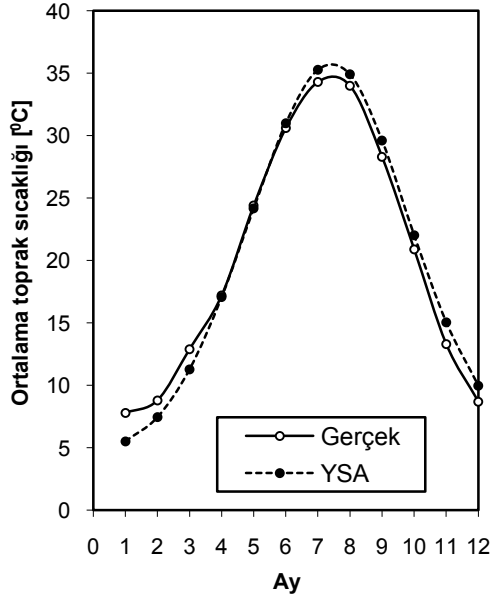


e) D= 100 cm

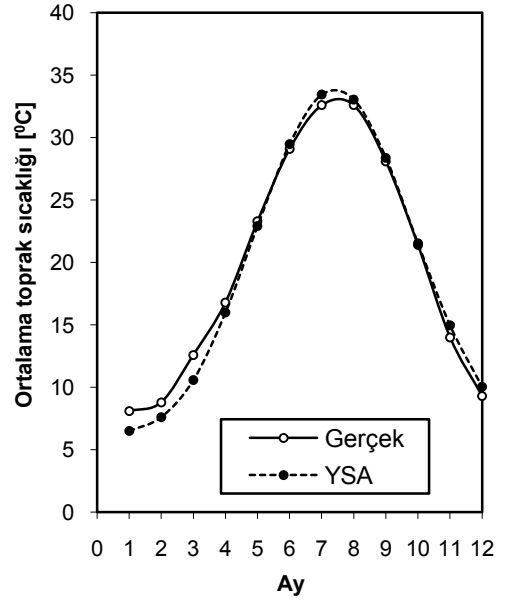


b) D= 10 cm

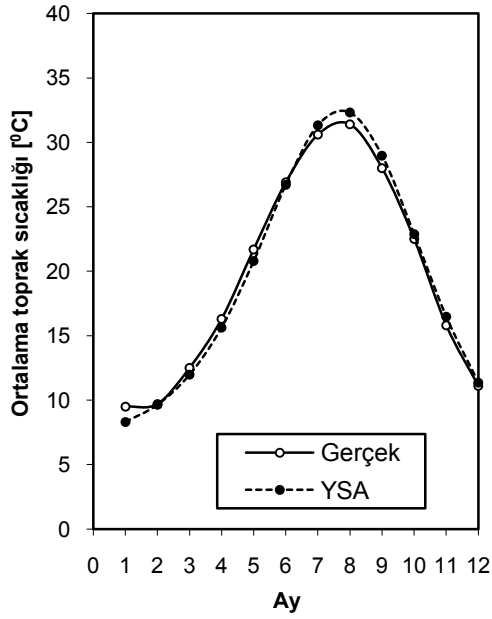
Şekil 7. Uşak istasyonundaki ortalama toprak sıcaklıkları için gerçek ve YSA değerlerinin karşılaştırılması.



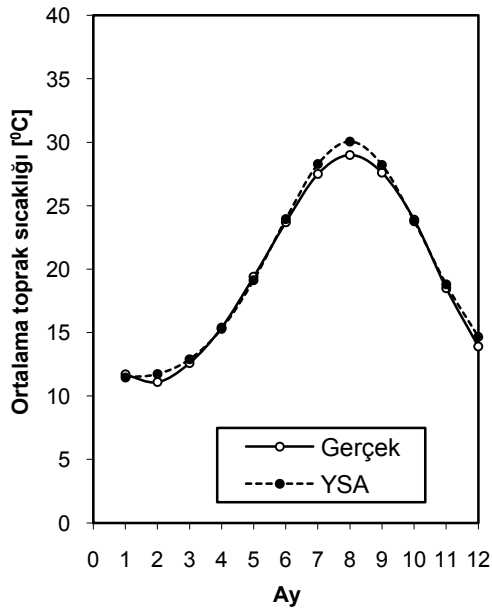
a) D= 5 cm



c) D= 20 cm



d) D= 50 cm



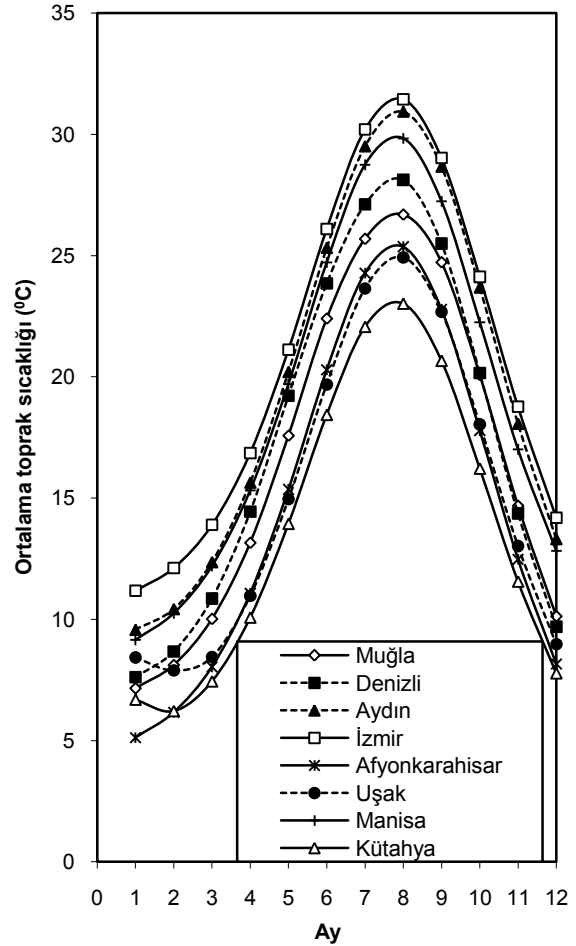
e) D= 100 cm

Şekil 8. Aydın istasyonundaki ortalama toprak sıcaklıkları için gerçek ve YSA değerlerinin karşılaştırılması.

Toprak sıcaklıklarının hiç ölçüm yapılmayan 75 cm derinlikteki değerlerinin tahmin edilmesi için (7) eşitliği kullanılmıştır. Elde edilen değerler, ölçüm yapılan 50 cm ve 100 cm derinlikte ölçülen değerler arasında bulunmuştur. Tüm istasyonlardaki 75 cm derinlik için YSA ile elde edilen sonuçlar Şekil 9'da gösterilmiştir. Benzer bir şekilde, tüm istasyonlara ait ölçüm yapılmayan farklı derinliklerdeki ve farklı aylardaki ortalama toprak sıcaklıkları da hesaplanabilir.

Bu çalışmanın sonucunda, bir hedef istasyonun aylık ortalama toprak sıcaklıklarının tahmini için YSA'nın

çok uygun bir metot olduğu görülmüştür. Yapay sinir ağının tahmin ettiği değerlerin performansını sayısal olarak görmek ve gerçek değerler ile karşılaştırmak için ortalama mutlak hata (OMH) ve korelasyon katsayısı (R) parametrelerinden faydalanılmıştır. OMH ve R parametreleri sırasıyla;



Şekil 9. D= 75 cm için YSA ile tahmin edilen ortalama toprak sıcaklıkları.

$$OMH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{mutlak} |y_i - x_i| \quad (8)$$

$$R = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i \right) - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)}{\sqrt{\left[\left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right] \left[\left(\sum_{i=1}^n y_i^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right]}} \quad (9)$$

ile ifade edilmektedir (Valverde Ramirez vd, 2005). Burada, x gerçek değer, y tahmin edilen değer, n ise toplam veri (ay) sayısıdır. Tüm istasyonlardaki aylık ortalama toprak sıcaklıkları için OMH ve R performans değerleri sırasıyla Çizelge 4 ve 5'te verilmiştir. Test işlemi sonucunda (Uşak ve Aydın istasyonu), aylık ortalama toprak sıcaklıkları için OMH değerleri $0.45 \text{ } ^\circ\text{C}$

ile 1.12 °C arasında değişmektedir. Maksimum OMH değeri 5 cm derinlik için Aydın istasyonunda bulunmuştur. Diğer yandan, en iyi sonuç ise 100 cm derinlik için yine Aydın istasyonunda hesaplanmıştır. Gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki maksimum R değeri 50 cm derinlik için 0.9992 ile Uşak istasyonunda bulunmuştur. Diğer yandan, minimum R

değeri 100 cm derinlik için 0.9940 ile yine Uşak istasyonunda elde edilmiştir. Çizelgelerden de görüldüğü gibi, öğrenme işlemine kullanılan Kütahya, Manisa, Afyonkarahisar, İzmir, Denizli ve Muğla istasyonlarındaki performans değerleri test işlemine kullanılan Uşak ve Aydın istasyonlarındaki performans değerlerinden daha iyidir.

Çizelge 4. YSA ile tahmin edilen aylık ortalama toprak sıcaklıklarının OMH (°C) değerleri.

İstasyon	5 cm	10 cm	20 cm	50 cm	100 cm
Kütahya	0.44	0.41	0.33	0.51	0.34
Manisa	0.48	0.44	0.35	0.44	0.47
Afyonkarahisar	0.42	0.45	0.43	0.48	0.38
İzmir	0.27	0.34	0.25	0.43	0.61
Denizli	0.27	0.31	0.36	0.25	0.33
Muğla	0.38	0.29	0.30	0.39	0.27
Uşak*	0.63	0.50	0.46	0.69	0.76
Aydın*	1.12	0.92	0.82	0.62	0.45

*: Test işlemi

Çizelge 5. YSA ile tahmin edilen aylık ortalama toprak sıcaklıklarının R değerleri.

İstasyon	5 cm	10 cm	20 cm	50 cm	100 cm
Kütahya	0.9988	0.9984	0.9990	0.9982	0.9973
Manisa	0.9991	0.9985	0.9992	0.9981	0.9951
Afyonkarahisar	0.9986	0.9978	0.9986	0.9983	0.9966
İzmir	0.9995	0.9992	0.9995	0.9975	0.9960
Denizli	0.9994	0.9994	0.9993	0.9993	0.9985
Muğla	0.9990	0.9993	0.9990	0.9983	0.9985
Uşak*	0.9975	0.9980	0.9983	0.9992	0.9940
Aydın*	0.9943	0.9959	0.9964	0.9976	0.9982

*: Test işlemi

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Türkiye'nin Ege Bölgesindeki aylık ortalama toprak sıcaklıklarını topografik bilgilere göre tahmin etmek için bir YSA modeli geliştirilmiştir. Bölgede bulunan sekiz istasyondan altısının farklı derinliklerdeki ortalama toprak sıcaklık değerleri, oluşturulan YSA'nın öğrenme işlemine kullanılmıştır. Enlem, boylam, sıcaklık ve ilgili ay bilgileri YSA'nın giriş katmanında kullanılmıştır. Diğer iki istasyonun bilgileri ise hedef nokta olarak seçilmiş ve modelde test etmek için kullanılmıştır. Bu şekilde tahmin edilen Uşak ve Aydın istasyonlarının ortalama toprak sıcaklığı değerleri, gerçek değerleri ile karşılaştırılmış ve hesaplanan hata değerlerinin kabul edilebilir sınırlar içerisinde olduğu görülmüştür.

Bölgenin tarımsal üretimini geliştirmek ve meteorolojik verilerini ortaya çıkarmak için toprak sıcaklıklarının belirlenmesi oldukça önemli bir çalışmadır. Farklı noktalarda inşa edilecek yapıların ısı kazancı ve ısı kaybı hesaplamalarında, toprak temaslı yapı elemanlarının izolasyon kalınlıklarının tespitinde de toprak sıcaklıklarının belirlenmesi gereklidir. Ayrıca bölgede toprak kaynaklı ısı pompası tasarımında, proje hesaplamalarında da toprak sıcaklığı değerlerinin önemi büyüktür. Bölgenin değişik topografik yapısı içerisinde her noktada sıcaklık ölçme imkanı da bulunmamaktadır.

Geliştirilen bu model ile ölçüm yapılmayan bir hedef noktanın farklı derinliklerdeki ortalama toprak sıcaklığı, sadece topografik bilgiler kullanarak hızlı ve az hata ile tahmin edilebilir. Bu yöntem, Türkiye'nin diğer bölgelerindeki meteoroloji istasyonları için de tahmin modeli oluşturularak uygulanabilir.

KAYNAKLAR

Bechrakis, D. A. and Sparis, P. D., Correlation of Wind Speed between Neighboring Measuring Stations, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19, 400-406, 2004.

Bechrakis, D. A., Deane, J. P., McKeogh, E. J., Wind Resource Assessment of an Area Using Short Term Data Correlated to a Long Term Data Set, *Solar Energy*, 76, 725-732, 2004.

Bilgili, M., Sahin, B., Yasar, A., Application of Artificial Neural Networks for the Wind Speed Prediction of Target Station Using Reference Stations Data, *Renewable Energy*, 32, 2350-2360, 2007.

Bilgili, M. ve Sahin, B., Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile bir Hedef İstasyonun Rüzgar Hızı Tahmini, *16. Ulusal Isı Bilimi ve Tekniği Kongresi Bildiriler Kitabı, Kayseri*, Cilt: 1, 162-167, 2007.

- Bilgili, M. and Sahin, B., Prediction of Long-term Monthly Temperature and Rainfall in Turkey, *Energy Sources*, 32(1), 60-71, 2010.
- Çam, E., Arcaklıoğlu, E., Çavuşoğlu, A., Akbıyık, B., A Classification Mechanism for Determining Average Wind Speed and Power in Several Regions of Turkey Using Artificial Neural Networks, *Renewable Energy*, 30, 227-239, 2005.
- Çelik, Y. ve Karakayacı, Z., Küresel İklim Değişiklerinin Konya Tarımına Olan Etkileri Üzerine Bir İnceleme, *Uluslararası Küresel İklim Değişikliği ve Çevresel Etkileri Konferansı Bildiriler Kitabı*, Konya 23-34, 2007.
- Ç.Ü. Web site, http://traglor.cu.edu.tr/objects/images/28_11_2008_20_38_36_turkiye_toprak_haritasi.jpg, 2009.
- Doğan, E., Işık, S., Sandalcı, M., Günlük Buharlaşmanın Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmin Edilmesi, *İMO Teknik Dergi*, 4119-4131, 2007.
- Haykin, S., Neural Networks, A Comprehensive Foundation, *New Jersey: Prentice-Hall, Inc*, 1994.
- Kalogirou, S. A., Neocleous, C., Paschiardis, S., Schizas, C., Wind Speed Prediction Using Artificial Neural Networks, *European Symp. on Intelligent Techniques ESIT'99*, Crete (Greece), 1999.
- Kisi, O., River Flow Modeling Using Artificial Neural Networks, *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(1), 60-63, 2004.
- Kisi, O., Yuksel, I., Dogan, E., Modelling Daily Suspended Sediment of Rivers in Turkey Using Several Data Driven Techniques, *Hydrological Science Journal*, 53(6), 1270-1285, 2008.
- Luk, K. C., Ball, J. E., Sharma, A., An Application of Artificial Neural Networks for Rainfall Forecasting, *Mathematical and Computer Modelling*, 33, 683-693, 2001.
- Melesse, A. M. and Hanley, R. S., Artificial Neural Network Application for Multi-ecosystem Carbon Flux Simulation, *Ecological Modelling*, 189, 305-314, 2005.
- Mohandes, M. A., Rehman, S., Halawani, T. O., A Neural Networks Approach for Wind Speed Prediction, *Renewable Energy*, 13(3), 345-54, 1998.
- More, A. and Deo, M. C., Forecasting Wind with Neural Networks, *Marine Structures*, 16, 35-49, 2003.
- Öztekin, T., Öztekin, S., Oğuz, İ., Tokat-Kazova Koşullarında Saatlik Torak Sıcaklıklarının Periyodik Sinüs Dalga Eşitliği ile Tahmini, *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, 1(1), 55-60, 2008.
- Öztopal, A., Artificial Neural Network Approach to Spatial Estimation of Wind Velocity Data, *Energy Conversion and Management*, 47, 395-406, 2006.
- Partal, T., Kahya, E., Cıgızoğlu, K., Yağış Verilerinin Yapay Sinir Ağları ve Dalgacık Dönüşümü Yöntemleri ile Tahmini, *itüdergisi/d, mühendislik*, 7(3), 73-85, 2008.
- Perez-Llera, C., Fernandez-Baizan, M. C., Feito, J. L., Gonzalez, V., Local Short-term Prediction of Wind Speed: A Neural Network Analysis, *Proceedings of the iEMSs*, 2, 124-129, 2002.
- Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I: Yapay Sinir Ağları, Ufuk yayınları, Kayseri, 2003.
- Sattari, M. T., Fard, A. F., Docherkhesaz, M., Öztürk, F., Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Savalan Sulama Rezervuarının Simülasyonu, *Tarım Bilimleri Dergisi*, 13(4), 337-345, 2007.
- Sözen, A., Arcaklıoğlu, E., Özalp, M., Estimation of Solar Potential in Turkey by Artificial Neural Networks Using Meteorological and geographical data, *Energy Conversion and Management*, 45, 3033-3052, 2004a.
- Sözen, A., Özalp, M., Arcaklıoğlu, E., Kanit, E. G., A Study for Estimating Solar Resources in Turkey Using Artificial Neural Networks, *Energy Sources*, 26, 1369-1378, 2006b.
- Sözen, A., Arcaklıoğlu, E., Özalp, M., Çağlar, N., Forecasting Based on Neural Network Approach of Solar Potential in Turkey, *Renewable Energy*, 30, 1075-1090, 2005a.
- Sözen, A., Arcaklıoğlu, E., Özalp, M., Kanit, E. G., Solar-Energy Potential in Turkey, *Applied Energy*, 80, 367-381, 2005b.
- Tayfur, G., Guldal, V., Artificial Neural Networks for Estimating Daily Total Suspended Sediment in Natural Streams, *Nordic Hydrology*, 37, 69-79, 2006.
- Tayfur, G., Artificial Neural Networks for Sheet Sediment Transport, *Hydrological Science Journal*, 47(6), 879-892, 2002.
- Tonkaz, T., Doğan, E., Aydemir, S., GAP Bölgesi Toprak Sıcaklıklarının Alansal Değişimleri ve Hava Sıcaklığı ile İlişkileri, *HR.Ü.Z.F.Dergisi* 11(1/2), 55-61, 2007.
- Uğurlu, Ö. ve Örçen İ., Türkiye'de Küresel Isınmanın Enerji Kaynakları Üzerine Etkisi, *EMO Enerji Toplumsal Haber ve Araştırma Dergisi* 3, 17-19, 2007.
- Valverde Ramirez, M. C., De Campos Velho, H. F., Ferreira, N. J., Artificial Neural Network Technique for Rainfall Forecasting Applied to the Sao Paulo Region, *Journal of Hydrology* 301, 146-162, 2005.

Yılmaz, T., Teorik ve Uygulamalı Isı Transferi, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 1999.
Yüksek, A. G., Bircan, H., Zontul, M., Kaynar, O., Sivas İlinde Yapay Sinir Ağları ile Hava Kalitesi

Modelinin Oluşturulması Üzerine Bir Uygulama, *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 8(1), 97-112, 2007.



Mehmet BİLGİLİ, 1971 yılı Adana doğumludur. 1992 yılında Çukurova Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Makina Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. 2003 yılında yine Çukurova üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde Yüksek lisans ve 2007 yılında ise doktora eğitimini tamamladı. Halen aynı üniversitenin Adana Meslek Yüksekokulu, İklimlendirme-Soğutma Programında Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır.



Erdoğan ŞİMŞEK, 1965 yılı Sivas doğumludur. 1982-1992 yılları arasında çeşitli firmalarda teknisyen olarak, 1992 yılından itibaren Gaziantep ve Çukurova Üniversitesinde İklimlendirme-Soğutma teknikeri olarak çalıştı. 2000 yılında Çukurova Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Makina Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. 2000 yılından itibaren Çukurova Üniversitesi Adana Meslek Yüksekokulu, İklimlendirme-Soğutma Programında Öğretim Görevlisi olarak çalışmaktadır.



Beşir ŞAHİN, 1977 yılında Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Makina Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. 1985 yılında Brunel Üniversitesinde (İngiltere) doktora eğitimini tamamladı. 1988 yılında, Ç. Ü., Müh. Mim. Fak., Termodinamik Anabilim Dalında Yard. Doç., 1991 yılında Doçent, 1997 yılında ise Profesör oldu. Halen Çukurova Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dekanı olarak görev yapmaktadır.