

Orta Karadeniz Bölgesi illerine ait toprak sıcaklıklarının yapay sinir ağı yöntemi ile tahmin edilmesi

Filiz KARA¹ Bilal CEMEK²

¹ Batı Akdeniz Tarımsal Araştırma Enstitüsü, Antalya

² Ondokuz Mayıs Üniversitesi Ziraat Fakültesi Tarımsal Yapılar ve Sulama Bölümü, Samsun

Sorumlu Yazar/Corresponding Author: filiz.kara@tarimorman.gov.tr

ORCID: 0000-0002-0902-475X

Makale Bilgisi/Article Info
Derim, 2019/36(2):192-198
doi:10.16882/derim.2019.539794

Araştırma Makalesi/Research Article
Geliş Tarihi/Received: 14.03.2019
Kabul Tarihi/Accepted: 23.10.2019



Öz

Toprakta suyun bulunuşu, hareketi, buharlaşması ve hava kapasitesi, ayrışması olayları, mikrobiyolojik faaliyet, kök solunumu ve vejetatif faaliyet gibi olayların tümü toprak sıcaklığının etkisi altındadır. Bu çalışmada toprak sıcaklık değerlerinin Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi kullanılarak tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Orta Karadeniz bölümü illerine ait farklı toprak katmanlarındaki (5, 10, 20, 50 ve 100 cm) aylık ortalama toprak sıcaklık değerleri ve diğer meteorolojik veriler Meteoroloji Genel Müdürlüğünden 1971-2015 yılları için temin edilmiştir. Üç katmanlı ileri beslemeli bir YSA yapısı oluşturularak YSA'nın öğrenmesi için Levenberg-Marquardt (LM) algoritması uygulanmıştır. 1971-1990 yılları arası aylık meteorolojik veriler eğitim verisi, 1991-2000 yılları arası aylık veriler test verisi, 2001-2015 yılları arası aylık veriler validasyon verisi olarak kullanılmıştır. İklim verileri ve toprak katmanı göz önüne alınarak 10 farklı YSA Modeli oluşturulmuştur. Tüm istasyonlarda farklı derinliklerde elde edilen sonuçlar için belirleme katsayısı (R^2) 0.85-0.99 arasında, tahmin hatasının standart sapması (RMSE) 0.24-3.74 arasında ve ortalama mutlak hata (MAE) 0.01-2.33 arasında değişmektedir. Çalışma sonucu YSA modellerinin Orta Karadeniz İleri aylık toprak sıcaklık hesaplamalarında başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Toprak Sıcaklığı; Yapay sinir ağıları; Model

Estimation of soil temperatures by using artificial neural networks for the provinces of Middle Black Sea Region

Abstract

The presence of water in the soil, movement, evaporation and air capacity, decomposition events, microbiological activity, root respiration and vegetative activity are all under the influence of soil temperature. In this study, it is aimed to estimate the soil temperature values using Artificial Neural Networks (ANN) method. Monthly average soil temperature values and other meteorological data in different soil layers (5, 10, 20, 50 and 100 cm) of the Central Black Sea region provinces were obtained from the General Directorate of Meteorology for the years 1971-2015. A three-layer feed-forward ANN structure was created and the Levenberg-Marquardt (LM) algorithm was applied for ANN learning. Monthly meteorological data education data, monthly data test data from 1991-2000, monthly data between 2001-2015 were used as validation data. Based on climate data and soil layer, 10 different ANN models were created. For the results obtained at different depths in all stations, the coefficient of determination (R^2) is between 0.85-0.99, the standard deviation of the estimation error (RMSE) is between 0.24-3.74 and the mean absolute error (MAE) is between 0.01-2.33. As a result of the study, it was observed that ANN models yielded successful results in the monthly soil temperature calculations of Middle Black Sea Provinces.

Keywords: Soil temperature; Artificial neural network; Model

1. Giriş

Toprak sıcaklığı toprak içerisinde bitkisel üretimi etkileyen birçok fiziksel, kimyasal ve biyolojik faaliyeti etkilemektedir (Öztek in vd., 2008). Toprakta suyun bulunuşu, hareketi, buharlaşması ve hava kapasitesi, ayrışması olayları, mikrobiyolojik faaliyet, kök solunumu ve vejetatif faaliyet gibi olayların tümü toprak

sıcaklığının etkisi altındadır (Özkan, 1985; Karaman vd., 2007). Toprak profilinde sıcaklık günlük, aylık veya yıllık olarak değişim göstermektedir. Bu değişim bir gün veya bir yıl olmak üzere zamanın periyodik fonksiyonları şeklindedir. Toprak yüzeyinde sıcaklık değişimi fazla olup, aşağı katmanlara doğru inildikçe azalmaktadır. Toprağın 35-100 cm derinliğinde ise sıcaklığın günlük değişimi pratik olarak sabit

değerlere ulaşmaktadır (Ekberli vd., 2005). Toprak sıcaklığının değişimi toprak rutubetinin değişimine ve toprakta su dengesinin oluşumuna önemli etki yapmaktadır. Toprakta suyun taşınım potansiyeli, toprak sıcaklığı ve rutubetinin bir fonksiyonudur. Gözenekli bir yapıya sahip olan toprakta suyun buharlaşarak taşınımı sıcaklık değişimi sonucunda oluşmaktadır. Toprak profilindeki su buharı geceleri alt katmanlardan daha soğuk olan üst katmanlara doğru hareket etmektedir. Toprak nemi ve sıcaklık değişimleri arasındaki nicel bağımlılık, topraklar arasında farklılık göstermektedir (Gerayzade, 1989). 1995 yılında IPCC'nin (ülkeler arası iklim değişikliği paneli) iklim modelleri ile yapılan kestirimine göre; 2030 yılına kadar Türkiye'nin büyük bir kısmının oldukça kuru ve sıcak bir iklimin etkisine gireceği, sıcaklıkların kışın 2°C, yazın ise 2°C ile 3°C artacağı öngörülmektedir (Kadioğlu, 2009). Bölgedeki tarımsal üretimde ürün kalitesini ve verimliliği arttırmak, 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 imkânı olmadığından toprak sıcaklıklarının tahmin edilerek belirlenmesi önemlidir. Ayrıca, bölgede toprak sıcaklıklarının

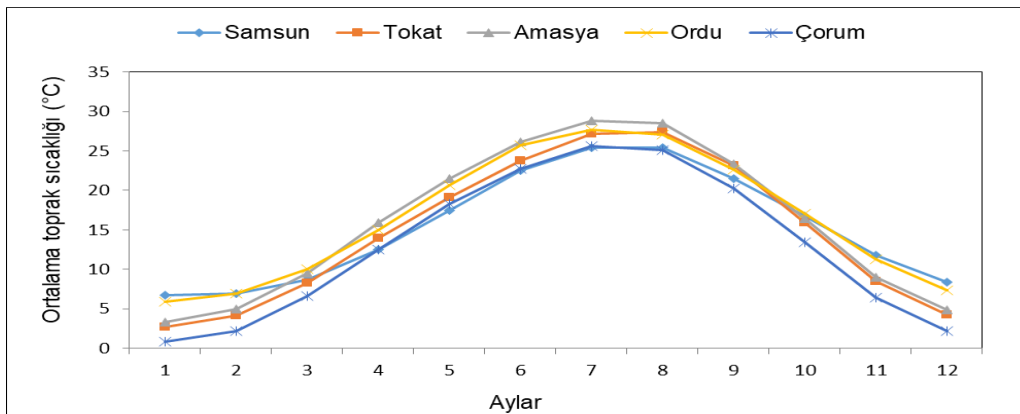
belirlenmesi ısı kazancı ve ısı kaybı hesaplarında net sonuçların ortaya çıkarılması açısından da büyük önem taşımaktadır (Bilgili vd., 2011). Bu çalışmanın amacı geçmiş yıllara ait aylık ortalama hava sıcaklık değerleri, derinlik ve ay bilgilerini kullanarak gelecek yıla ve yıllara ait 5, 10, 20, 50 ve 100 cm derinliğindeki aylık ortalama toprak sıcaklığı değerlerini tahmin etmek üzere YSA tabanlı bir model geliştirmektir.

2. Materyal ve Yöntem

Bu çalışmada kullanılan toprak sıcaklık verileri 1971-2015 yıllarına ait olup DMİ tarafından kurulmuş olan Türkiye'nin Orta Karadeniz Bölgesi illeri olan Samsun, Tokat, Amasya, Ordu ve Çorum istasyonlarında ve farklı toprak derinlikleri 5, 10, 20, 50 ve 100 cm ölçülmüştür. Bu istasyonların koordinatları ve deniz seviyesinden yükseklikleri ise Çizelge 1'de verilmiştir. İllere ait aylık ortalama toprak sıcaklıkları 5 cm derinlik için Şekil 2'de gösterilmiştir. Şekilden de görüldüğü üzere tüm istasyonların aylık ortalama toprak sıcaklık değerleri birbirine göre aynı eğilimi göstermektedir. Ayrıca maksimum aylık ortalama toprak sıcaklık değeri Ağustos ayında olurken, minimum sıcaklık ise Ocak ayında olmaktadır. Sıcaklıkların yıl içerisinde en düşük 0.77°C ile Çorum ili iken en yüksek 28.87°C ile Amasya ili olmuştur (Şekil 1).

Çizelge 1. Meteoroloji istasyonlarının kodları, konumları ve yükseklik değerleri

İl adı	İstasyon kodu	Enlem	Boylam	Yükseklik (m)
Samsun	17030	41° 34' K	36° 25' D	4
Tokat	17086	40° 33' K	36° 55' D	611
Amasya	17085	40° 66' K	35° 83' D	409
Çorum	17084	40° 54' K	34° 93' D	776
Ordu	17033	40° 98' K	37° 88' D	5



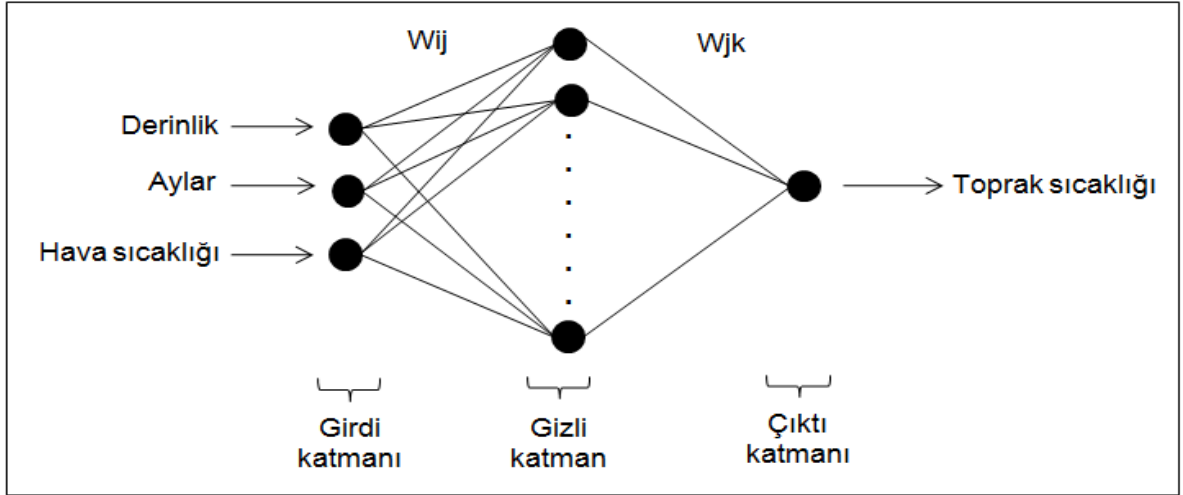
Şekil 1. İstasyonların 1971 ve 2015 yılları arasında 5 cm toprak derinliğindeki aylık ortalama toprak sıcaklıkları

2.1. Yapay sinir ağları

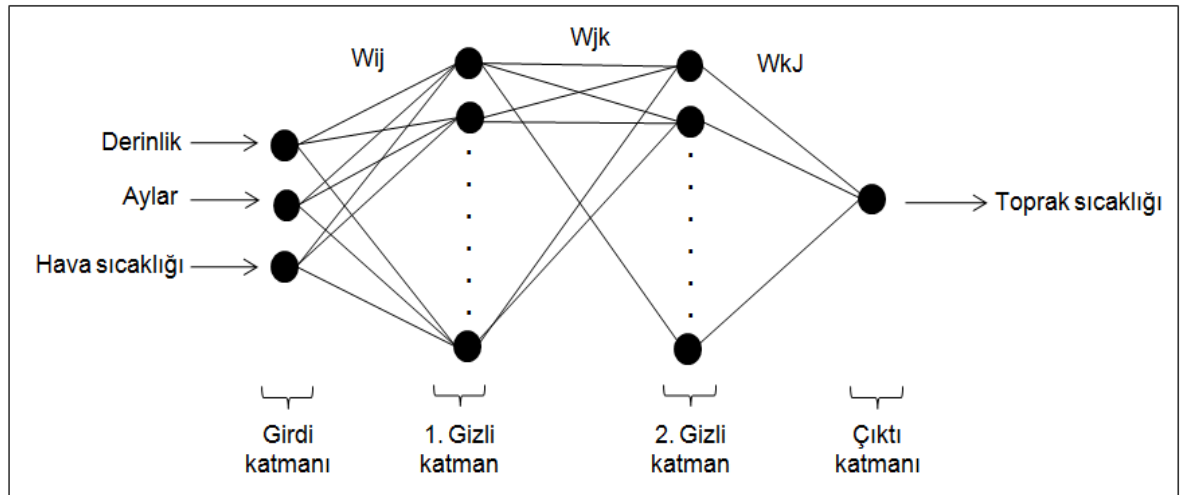
Sekundur vd. (2018) çalışmalarında belirttiği üzere Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Yapay Sinir Ağları, insanlar tarafından gerçekleştirilmiş örnekleri (gerçek beyin fonksiyonunun ürünü olan örnekleri) kullanarak olayları öğrenebilen, çevreden gelen olaylara karşı nasıl tepkiler üretileceğini belirleyebilen bilgisayar sistemleridir. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde; öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda başarılı bir şekilde

uygulanmaktadırlar. Yapay Sinir Ağlarında en yaygın mimari; verilerin yapay sinir ağına girdi verisi olarak sunulduğu giriş katmanı, verilerin işlendiği gizli katman ve sunulan girdi verilerine karşılık sonucun elde edildiği çıkış katmanından oluşmaktadır. Bu tip YSA'lara çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) denilmektedir (Fausset, 1994).

Toprak sıcaklık değerlerinin tahmin edilmesinde kullanılan YSA mimarisi Şekil 2 ve Şekil 3'de gösterilmiştir. Burada tek gizli katmanlı ÇKA'da; W_{ij} ve W_{jk} sırasıyla, giriş katmanı ile gizli katman ve gizli katmanla çıkış katmanı arasında kullanılan ağırlık değerlerini temsil etmektedir. Çift gizli katmanlı ÇKA'da; W_{ij} giriş katmanı ile gizli katman, W_{jk} gizli katmanlar arasında ve W_{kj} gizli katman ile çıkış katmanı arasında kullanılan ağırlık değerlerini temsil etmektedir.



Şekil 2. Tek gizli katmanlı çok katmanlı algılayıcı



Şekil 3. Çift gizli katmanlı çok katmanlı algılayıcı

2.2. Levenberg-Marquardt (LM) algoritması

Levenberg-Marquardt, temel olarak maksimum komşuluk üzerine kurulmuş en küçük kareler hesaplama metodudur. Bu algoritma Gauss-Newton ve gradient-descent algoritmalarının en iyi özelliklerinden oluşur ve bu iki metodun kısıtlamalarını kaldırır. Levenberg-Marquardt algoritması optimizasyon, tahminleme vs. problemlerinde diğer birçok algoritmaya göre daha hızlıdır (Haykin, 2001). Yapay sinir ağlarında giriş verisi-çıkış verisi eşleşmesini eğitim veri seti ile modelleyebilmek için genellikle geriye yayılım algoritması tercih edilmektedir (Wilamowski vd., 2010). Dinamik öğrenme oranı geriye yayılım algoritmasının hızını, momentum da yakınsama hızını artırabilir (Wilamowski vd., 2010; Ferrari ve Jensenius, 2008). Newton, Levenberg-Marquardt (LM) gibi ikinci dereceden türev gerektiren algoritmalar öğrenme hızını belirgin bir şekilde artırmaktadır. LM algoritması bilhassa doğrusal olmayan parametrelerin modellenmesinde günümüzde ağ eğitiminde etkili bir şekilde kullanılmaktadır (Dohnal, 2004; Khosravi vd., 2006).

2.3. Uygulama

Çalışmada giriş veri değeri olarak aylık ortalama hava sıcaklığı, derinlik ve aylar kullanılmıştır; çıkış olarak aylık ortalama toprak sıcaklık değerleri ayrı ayrı 5, 10, 20, 50 ve 100 cm için tahmin edilmiştir. Kullanılan istasyon sayısı 5 (Samsun, Amasya, Tokat, Ordu, Çorum) olup kullanılan veri sayısı 540'dır. Kullanılan veriler öncelikle [0,1] arasında aşağıdaki Eşitlik 1 kullanılarak normalize edilmiştir. YSA modeli için 1971-1990 yılları arasındaki veri değerleri kullanılarak ağ eğitilmiştir. Eğitim sonucunda elde edilen sonuçlar, 1991-2000 yılları arasındaki test verileri ile karşılaştırılmıştır. Validasyon işlemi için ise 2001-2015 yılları arasındaki veri seti kullanılmıştır.

$$X_n = \frac{(X_g - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (1)$$

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.

Çok değişkenli bir YSA modelinde, modeli oluştururken özellikle gizli katman sayısı, gizli katmanda yer alacak işlem elemanı sayısı, gizli katmanda ve girdi katmanında yer alacak aktivasyon fonksiyonları ile öğrenme algoritması gibi parametrelerin belirlenmesi önem taşımaktadır. Ancak bu parametrelerin belirlenmesi için kesin bir önerme olmaması nedeniyle (Kaastra vd., 1996) parametreler deneme yanılma yoluyla elde edilir. Modelde bir ve iki gizli katman kullanılmıştır. Bir gizli katmana ait modelde işlem eleman sayısı (nöron) 2'den 6'ya kadar denenmiş, iki gizli katmana ait modelin ilk katmanında işlem eleman sayısı iki olarak sabit tutulmuş olup ikinci katmanda işlem eleman sayısı 2'den 6'ya kadar denenerek ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasında hata analizi yapılmıştır. Yapılan çalışmada 1 ilin 1 derinliği için 10 farklı YSA mimarisi denenmiştir. 5 Ayrı ilin 5 derinliğinde toplamda 250 YSA mimarisi oluşturulmuştur. Öğrenme algoritması olarak, LM algoritması uygulanmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak ağın gizli ve çıkış katmanlarında sırasıyla tansing ve purelin transfer fonksiyonları tercih edilmiştir. Oluşturulan en iyi YSA modelleri ve bu modellere ait performans değerleri Çizelge 3'te verilmiştir.

2.4. İstatistik analiz

Modellerin değerlendirilmesi dört farklı istatistiksel ölçüt ile yapılmıştır. Belirleme katsayısı (R^2) Eşitlik 2, tahmin hatasının standart sapması (RMSE) Eşitlik 3, ortalama mutlak hata (MAE) Eşitlik 4 yardımıyla hesaplanmıştır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_1^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{\sum_1^N |y_i - \hat{y}_i|}{N} \quad (4)$$

Eşitliklerde y_i ; ölçülen toprak sıcaklığı değerleri ($^{\circ}C$), \hat{y}_i ; tahmin edilen toprak sıcaklık değerleri ($^{\circ}C$), \bar{y} ; ölçülen toprak sıcaklığı ortalaması değerleri ($^{\circ}C$), N: gözlem sayısı

Çizelge 2. Girdi ve çıktı parametrelerinin istatistik değerleri

İstasyon	Toprak sıcaklığı (°C)		Hava sıcaklığı (°C)		Standart sapma	Çarpıklık	Basıklık
	X _{min}	X _{max}	X _{min}	X _{max}			
Samsun	2.7	33.7	3.0	27.0	7.736	0.108	-1.467
Tokat	-1.4	33.8	-5.6	26.4	8.988	0.046	-1.370
Amasya	-0.5	35.2	-4.2	28.0	9.496	0.033	-1.394
Ordu	2.6	31.1	3.0	26.7	8.032	0.104	-1.373
Çorum	-2.3	30.1	-6.3	25.7	9.113	0.032	-1.388

3. Bulgular ve Tartışma

Çizelge 3'de görüldüğü gibi, Samsun için en iyi performans gösteren modellerin R^2 0.864-0.994, RMSE 0.240-2.631 ve MAE 0.011-1.758 değerleri arasında hesaplanmıştır. Tokat için farklı derinliklerde en iyi performans gösteren modellerin R^2 0.854-0.991, RMSE 0.729-2.305 ve MAE değerleri 0.548-1.721 arasında olduğu belirlenmiştir. Amasya ili için en iyi performans gösteren modellerin R^2 0.877-0.990, RMSE 0.759-3.478 ve MAE 0.569-1.708 değerleri olarak hesaplanmıştır. Ordu iline ait en iyi performans gösteren modellerin R^2 0.879-0.993, RMSE 0.612-3.745 ve MAE değerleri 0.479-2.333 arasında hesaplanmıştır. Çorum ili için en iyi performans gösteren modellerin ise R^2 0.926-0.989, RMSE 0.655-2.347 ve MAE değerleri 0.508-1.286 arasında olduğu Çizelge 3'te görülmektedir.

Türkiye'de yürütülen bir çalışmada 1970-2011 yılları arasındaki meteorolojik veriler ile beş farklı YSA modelleri oluşturulmuş ve farklı katman derinlikleri (5, 10, 20, 50 ve 100 cm) için toprak sıcaklık değerleri tahmin edilmiştir. En iyi sonuç veren modelde R^2 değerleri 0.994-0.990 ve ortalama karesel hata (OKH) değerleri 0.001-0.002 elde edilmiştir (Aslay vd., 2013). Bilgili vd. (2010) yürüttüğü bir çalışmada Ege Bölgesi'nde bulunan sekiz lokasyonun 2000-2006 yılları arası enlem, boylam, yükseklik, derinlik ve ay verilerini LM çok katmanlı YSA modelinde giriş verisi olarak kullanmış ve R^2 0.994-0.999 istatistik değerlerini bulmuştur. Bilgili vd., (2010) yapmış oldukları diğer bir çalışmada ise farklı Ege Bölgesi'nde bulunan sekiz lokasyonun 2000-2006 yıllarına ait farklı meteorolojik veri kombinasyonlarını kullanarak oluşturdukları YSA modellerinden en iyi sonuç meteorolojik parametrelerin hepsinin dahil edildiği modelde R^2 0.998 elde etmişlerdir.

Irak'ta yürütülen benzer bir çalışmada araştırmacılar çeşitli derinliklerde ve farklı ölçüm zamanlarında, toprak yüzey sıcaklığı açısından toprak sıcaklıklarını tahmin etmek

için YSA modelinin uygulanması yapılmıştır. Elde ettikleri en iyi sonuca göre R^2 0.95-9.99 elde etmişlerdir (Mohammed vd., 2014). Yukarıdaki çalışmalarla kıyaslandığında yürüttüğümüz çalışmanın sonucunda elde edilen istatistik sonuçlarının benzer olduğu görülmüştür. Çalışma sonucu YSA modellerinin Orta Karadeniz İlleri aylık toprak sıcaklık hesaplamalarında başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

4. Sonuç

Bu çalışmada önceki aylara ait bazı meteorolojik değişkenler kullanarak şu anki ayın 5, 10, 20, 50 ve 100 cm derinliklerdeki ortalama toprak sıcaklık değerlerini tahmin etmek için YSA modeli geliştirilmiştir. Modelin girdi katmanında derinlik, hava sıcaklığı ve ay bilgileri kullanılmıştır. Modelin gizli katmanında ise bir ve iki katman kullanılmıştır. Bir gizli katmana ait modelde işlem eleman sayısı (nöron) 2'den 6'ya kadar denenmiş, iki gizli katmana ait modelin ilk katmanında işlem eleman sayısı iki olarak sabit tutulmuş olup ikinci katmanda işlem eleman sayısı 2'den 6'ya kadar denenecek ölçülen değerler ile tahmin edilen değerler arasında hata analizi yapılmıştır. Çıktı katmanında ise aylık ortalama toprak sıcaklık değerleri yer almıştır. Hesaplanan hata değerlerinin kabul edilebilir sınırlar içerisinde olduğu görülmüştür. Geliştirilen bu modelin avantajı, farklı derinliklerdeki ortalama toprak sıcaklık değerleri az girdi kullanılarak hızlı ve az hata ile tahmin edilebilir olmasıdır.

Modelin dezavantajı; ağın eğitilebilmesi için örnek sayısının fazla olması gerekmektedir. Aksi durumda yanlış eğitime (ezberleme-overfitting) ortaya çıkmaktadır. Ayrıca çalışma ile araştırmacının ilk aşamasının gerçekleştirildiği ve sonraki aşamalarda daha fazla parametre ve farklı zaman çizelgeleri dikkate alınarak toprak sıcaklığının tahmini için YSA'nın gelecekteki kullanımı sürdürülebilir.

Çizelge 3.İllerin katmanlarına ait en iyi model ve modellerin performans değerleri

Samsun					
Veri seti	Derinlik (cm)	En iyi YSA mimarisi	R ²	RMSE	MAE
Eğitim	5	(3-6-1)	0.994	0.605	0.478
Test	5	(3-4-1)	0.993	1.057	0.798
Validasyon	5	(3-2-6-1)	0.864	0.240	0.011
Eğitim	10	(3-4-1)	0.989	0.775	0.524
Test	10	(3-5-1)	0.993	0.997	0.792
Validasyon	10	(3-2-4-1)	0.902	2.631	1.758
Eğitim	20	(3-2-5-1)	0.987	0.813	0.598
Test	20	(3-6-1)	0.992	1.094	0.879
Validasyon	20	(3-2-6-1)	0.942	2.000	1.236
Eğitim	50	(3-6-1)	0.976	0.726	0.603
Test	50	(3-5-1)	0.980	1.166	0.994
Validasyon	50	(3-2-2-1)	0.979	0.956	0.776
Eğitim	100	(3-6-1)	0.974	0.748	0.612
Test	100	(3-2-4-1)	0.966	1.231	0.992
Validasyon	100	(3-2-5-1)	0.968	1.050	0.834
Tokat					
Eğitim	5	(3-6-1)	0.988	1.057	0.819
Test	5	(3-5-1)	0.988	1.079	0.879
Validasyon	5	(3-5-1)	0.984	1.216	0.947
Eğitim	10	(3-5-1)	0.989	0.905	0.687
Test	10	(3-5-1)	0.989	1.023	0.833
Validasyon	10	(3-6-1)	0.984	1.191	0.910
Eğitim	20	(3-2-5-1)	0.987	0.949	0.761
Test	20	(3-6-1)	0.987	1.353	1.115
Validasyon	20	(3-4-1)	0.985	1.431	1.169
Eğitim	50	(3-4-1)	0.902	1.695	1.225
Test	50	(3-2-4-1)	0.976	1.104	0.888
Validasyon	50	(3-2-1)	0.854	2.305	1.567
Eğitim	100	(3-6-1)	0.991	0.729	0.548
Test	100	(3-4-1)	0.990	0.853	0.663
Validasyon	100	(3-4-1)	0.941	2.004	1.191
Amasya					
Eğitim	5	(3-2-6-1)	0.990	0.914	0.712
Test	5	(3-2-6-1)	0.986	1.354	1.136
Validasyon	5	(3-2-6-1)	0.880	3.433	1.708
Eğitim	10	(3-2-3-1)	0.989	0.942	0.733
Test	10	(3-5-1)	0.987	1.320	1.101
Validasyon	10	(3-2-4-1)	0.879	3.454	1.683
Eğitim	20	(3-6-1)	0.989	0.888	0.674
Test	20	(3-2-6-1)	0.987	1.192	0.992
Validasyon	20	(3-6-1)	0.883	3.222	1.661
Eğitim	50	(3-6-1)	0.989	0.759	0.569
Test	50	(3-2-5-1)	0.986	1.021	0.841
Validasyon	50	(3-4-1)	0.990	1.277	1.064
Eğitim	100	(3-2-4-1)	0.989	0.959	0.768
Test	100	(3-2-6-1)	0.986	1.098	0.893
Validasyon	100	(3-2-6-1)	0.927	2.532	1.353
Ordu					
Eğitim	5	(3-2-5-1)	0.992	0.727	0.561
Test	5	(3-2-6-1)	0.990	0.812	0.637
Validasyon	5	(3-5-1)	0.941	1.992	1.171
Eğitim	10	(3-2-6-1)	0.993	0.612	0.479
Test	10	(3-5-1)	0.990	0.740	0.583
Validasyon	10	(3-2-5-1)	0.935	1.933	0.993
Eğitim	20	(3-5-1)	0.992	0.625	0.488
Test	20	(3-2-6-1)	0.990	0.748	0.594
Validasyon	20	(3-2-4-1)	0.935	1.927	1.008
Eğitim	50	(3-4-1)	0.978	0.655	0.500
Test	50	(3-2-1)	0.976	0.751	0.611
Validasyon	50	(3-4-1)	0.973	0.951	0.755
Eğitim	100	(3-5-1)	0.988	1.012	0.764
Test	100	(3-6-1)	0.986	1.457	1.230
Validasyon	100	(3-2-4-1)	0.877	3.514	1.777

Çizelge 3.İllerin katmanlarına ait en iyi model ve modellerin performans değerleri (devamı)

Veri seti	Derinlik (cm)	En iyi YSA mimarisi	Çorum		
			R ²	RMSE	MAE
Eğitim	5	(3-5-1)	0.989	0.949	0.755
Test	5	(3-5-1)	0.986	1.080	0.873
Validasyon	5	(3-5-1)	0.928	2.347	1.250
Eğitim	10	(3-6-1)	0.989	0.894	0.720
Test	10	(3-2-4-1)	0.987	1.026	0.825
Validasyon	10	(3-2-4-1)	0.925	2.291	1.227
Eğitim	20	(3-6-1)	0.944	0.866	0.684
Test	20	(3-2-6-1)	0.985	1.026	0.830
Validasyon	20	(3-5-1)	0.926	2.068	1.137
Eğitim	50	(3-5-1)	0.944	0.778	0.598
Test	50	(3-2-6-1)	0.985	0.904	0.733
Validasyon	50	(3-2-5-1)	0.926	0.884	0.719
Eğitim	100	(3-5-1)	0.944	0.655	0.508
Test	100	(3-2-3-1)	0.985	0.750	0.600
Validasyon	100	(3-2-6-1)	0.926	0.906	0.734

Kaynakça

- Aslay, F., & Özen Ü. (2013). Meteorolojik parametreler kullanılarak yapay sinir ağları ile toprak sıcaklığının tahmini. *Politeknik Dergisi*, 16(4):139-145.
- Bilgili, M. (2011). The use of artificial neural networks for forecasting the monthly mean soil temperatures in Adana, Turkey. *Tubitak Journal of Agriculture and Forestry*, 35(5):83-93.
- Bilgili, M., Şimşek, E., & Şahin, B. (2010). Ege Bölgesi'ndeki toprak sıcaklıklarının yapay sinir ağları yöntemi ile belirlenmesi. *Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi*, 30(1):121-132.
- Dohnal, J. (2004). Using of Levenberg-Marquardt method in identification by neural Networks. Student EEICT 2004. Brno: Ing. Zdeněk Novotný CSc, pp. 361-365, ISBN 80-214-2636-5.
- Ekberli, İ., Gülser, Ç., & Özdemir, N. (2005). Toprakların termo-fiziksel özellikleri ve ısısal yayılım katsayısının değerlendirilmesi. *Ondokuz Mayıs Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 20(2):85-91.
- Fausset, L.V. (1994). Fundamentals of neural networks architectures, algorithms and applications. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ.
- Ferrari, S., & Jensenius, M. (2008). A constrained optimization approach to preserving prior knowledge during incremental training. *IEEE Trans. Neural Network*, 19(6):996-1009.
- Gerayzade, A.P. (1989). Toprak bitki atmosfer sisteminde enerji döngüsü. *Baku, Elm*, 158 s.
- Haykin, S. (2001). Neural networks -a comprehensive foundation. 2nd Edition, Pearson Education, India.
- Kaastra, I., & Boyd, M. (1996). Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. *Neurocomputing*, 10(2):215-236.
- Kadioğlu, M. (2009). Küresel iklim değişimi ve Türkiye. *Engineer & the Machinery Magazine*, 593:15-25.
- Karaman, M.Ş., Brohi, A.R., Müftüoğlu, N.M., & Zengin, M. (2007). Sürdürülebilir toprak verimliliği. Koyulhisar Ziraat Odası Kültür Yayınları No:1.
- Khosravi, Z.M.H., Barghinia, S., & Ansarimehr, P. (2006). New momentum adjustment technique for Levenberg-Marquardt neural network used in short term load forecasting. 21st International Power System Conference (PSC 2006), Tehran, Iran.
- Mohammed, E.M., Alwahab, S.A., & Warttan, H.A. (2014). Modeling Soil temperature using artificial neural network. 5th International Conference on Environmental Science and Technology, 69(3):11-15.
- Özkan, A.İ. (1985). Toprak fiziği. Ankara Üniversitesi, Ziraat Fakültesi Yayınları:946, Ders Kitabı: 270.
- Öztekin, T., Öztekin, S., & Oğuz, İ. (2008). Tokat-Kazova koşullarında saatlik toprak sıcaklıklarının periyodik sinüs dalga eşitliği ile tahmini. *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, 1(1):55-60
- Sekendur, F., Ünlükara, A., & Cemek, B. (2018). Kayseri ili günlük referans evapotranspirasyonunun (Eto) yapay sinir ağlarıyla tahmin edilmesi. *Erciyes Tarım ve Hayvan Bilimleri Dergisi*, 1(1):25-37.
- Wilamowski, B.M., & Yu, H. (2010). Improved computation for Levenberg-Marquardt training. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 21(6):930-937.