

Kayseri İli Günlük Referans Evapotranspirasyonun (ET₀) Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmin Edilmesi

Fatih Sekendur^{1*} Ali Ünlükara² Bilal Cemek³

¹ Meteoroloji 7.Bölge Müdürlüğü Erkilet Meydan Meteoroloji Müdürlüğü, Kayseri

² Erciyes Üniversitesi Seyrani Ziraat Fakültesi Biyosistem Mühendisliği Bölümü, Kayseri

³ Ondokuzmayıs Üniversitesi Ziraat Fakültesi Tarımsal Yapılar ve Sulama Bölümü, Samsun

*Sorumlu yazar: sekendurfatih@gmail.com

ÖZ

Evapotranspirasyon (ET) hidrolojik döngünün temel bileşenlerinden biridir. Bitkilerin sulama programlamasının yapılabilmesi için günlük bazda bitki su tüketimi verisine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada günlük referans evapotranspirasyonun (ET₀) Yapay Sinir Ağları Yöntemi (YSA) kullanılarak tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Kayseri ili ET₀ belirlenmesinde kullanılan veriler (günlük minimum ve maksimum bağıl nem, minimum ve maksimum sıcaklıklar, rüzgâr hızı, güneşlenme şiddeti ve güneşlenme süresi), Meteoroloji Genel Müdürlüğünden 2010-2017 yılları için temin edilmiştir. 2010-2015 arası günlük meteorolojik veriler eğitim verisi, 2016-2017 arası günlük veriler ise test verisi olarak kullanılmıştır. İklim verileri göz önüne alınarak 11 farklı YSA Modeli oluşturulmuştur. En iyi sonuçlar; rüzgâr, minimum ve maksimum bağıl nem, minimum ve maksimum sıcaklık, güneşlenme şiddeti, güneşlenme süresi ve günlük zaman indisi parametrelerinin kullanıldığı modelde, belirleme katsayısı (R²)= 0.998 olarak belirlenmiştir. İkinci en iyi performans güneşlenme şiddeti, buhar basıncı açığı, ortalama sıcaklık, rüzgar ve günlük zaman indisi kombinasyonunun kullanıldığı modelde belirleme katsayısı=0.997 olarak belirlenmiştir. Çalışmada en az parametrenin kullanıldığı(nispi güneşlenme süresi, buhar basıncı açığı ve günlük zaman indisi) ve en düşük performansın alındığı modelde belirleme katsayısı= 0.950 olarak belirlenmiştir. Çalışma sonucu YSA modellerinin Kayseri ili günlük ET₀ hesaplamalarında başarılı sonuçlar verdiği, daha az veri kombinasyonları kullanılarak oluşturulan YSA modellerinin dahi FAO 56 Penman-Monteith yöntemiyle elde edilen ET₀ değerlerine yakın sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar kelimeler: Yapay sinir ağları (YSA), Levenberg-Marquardt (LM), Referans evapotranspirasyon (ET₀), FAO 56 Penman-Monteith.

Estimation of Daily Reference Evapotranspiration by Using Artificial Neural Networks For The Province of Kayseri

ABSTRACT

Evapotranspiration (ET) is one of the basic components of the hydrologic cycle. Daily evapotranspiration data of plants is needed for irrigation scheduling of the plants. In this study, it was aimed to estimate daily reference evapotranspiration (ET₀) by using Artificial Neural Networks Method (ANN). The data used to determine reference evapotranspiration (ET₀) (daily minimum and maximum relative humidity, minimum and maximum temperatures, wind speed, sunshine intensity and sunshine duration) were obtained from the

Turkish State Meteorological Service for the years 2010-2017. Daily meteorological data between 2010-2015 were used as training data and 2016-2017 as test data. Based on the climate data, 11 different ANN models were formed. The best result was obtained from the model including wind, minimum and maximum relative humidity, minimum and maximum temperature, sunshine intensity, sunshine duration and daily time index parameters with correlation coefficient (R^2) of 0.998. The second best performance was obtained from the model including sunshine intensity, vapor pressure deficit, average temperature, wind and daily time index with a correlation coefficient (R^2) of 0.997. In the study, correlation coefficient was determined as 0.950 for the model with the least parameters (relative sunshine duration, vapor pressure deficit and daily time index). As a result of the study, it was seen that ANN models yielded successful results in daily ET_0 estimations for Kayseri province and even ANN models with less data combinations yielded reliable results for ET_0 values as compared to the values obtained by FAO 56 Penman-Monteith method.

Keywords: Artificial Neural Networks (ANN), Levenberg-Marquardt (LM), Reference Evapotranspiration (ET_0), FAO 56 Penman-Monteith.

GİRİŞ

Evapotranspirasyon (ET) buharlaşmayla toprak yüzeyinden oluşan su kaybı ve diğer taraftan terlemeyle bitkiden meydana gelen su kaybı şeklinde iki ayrı sürecin birleştirilmesi olarak tanımlanmıştır. Referans evapotranspirasyon (ET_0) hidrolojik döngünün temel bileşenlerinden biridir. Hal böyle olunca ET_0 miktarının doğru hesaplanması hidrolojik su dengesi, su kaynakları planlama ve yönetimi, sulama sistemlerinin planlanması vs. gibi birçok çalışma için büyük öneme sahiptir. Su kaynaklarının az olduğu alanlarda evapotranspirasyon kaybının hesaplanması veya tahmin edilmesiyle çok daha optimum sulama uygulamalarının planlanması ve yönetimi gerçekleştirilebilir. Buharlaşma ve terleme eş zamanlı olarak gerçekleşir ve bu iki süreci birbirinden ayırt etmek kolay değildir (Allen ve ark.,1998). ET_0 evapotranspirasyon üzerinde iklimin etkilerini ortaya koymakta ve bitki su gereksiniminin ilk basamağını yansıtmaktadır (Allen ve ark., 1998; Naoum and Tsanis, 2003). ET_0 miktarı direkt olarak lizimetre vasıtasıyla ölçülebilmektedir veya uzaktan algılama teknolojileriyle ya da meteorolojik veriler kullanılarak tahmin edilebilmektedir. ET_0 doğrusal olmayan dinamik bir süreçtir, bu yüzden farklı iklim koşulları altında güvenilir sonuçlar verebilen basit eşitlikler oluşturmak zordur (Kumar ve ark., 2002). Direkt ET_0 ölçümü mekansal ve zamana bağlı kısıtlamalardan dolayı sadece nitelikli araştırmalar için tavsiye edilmekte ayrıca maliyetli aletler ve işlemler gerektirmektedir (Kisi, 2007). Bu zorluklardan dolayı evapotranspirasyonun tahmin edilmesinde çok sayıda metot önerilmiştir (Brutsaert, 1982; Jensen ve ark., 1990). Genel olarak ET_0 hesaplamalarında enerji dengesi/aerodinamik eşitlik kombinasyonları en doğru sonuçları sağlayabilmektedir (Jensen ve ark., 1990). Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü (FAO) ET_0 'nin hesaplanması için FAO 56 Penman-Monteith metodunu standart eşitlik olarak benimsemiştir (Allen ve ark., 1998; Naoum and Tsanis, 2003). Fakat FAO56 Penman-Monteith yöntemi çok sayıda meteorolojik parametreye ihtiyaç duymaktadır. Ülkemizin tüm illerinde, ilçelerinde ve hatta bu alanlar içerisinde birçok bölgede otomatik meteoroloji gözlem istasyonu bulunmaktadır. ET_0 hesaplamalarında gereksinim duyulan meteorolojik parametreler istenilen yer için bu istasyonlardan temin edilebilmektedir. Fakat bazı istasyonlarda yeterli ölçüm düzeneği olmadığından ET_0 hesaplamalarında kullanılan iklim parametreleri temin edilemeyebilir, kısa veya uzun süreli arızalardan dolayı eksik meteorolojik veri alınabilir. İşte bu gibi nedenlerden dolayı eksik

meteorolojik parametrelerle ET_0 hesaplamaları yapmak gerekebilir. ET_0 miktarının tahmin edilmesinde alternatif bir yol olarak yapay sinir ağları (YSA) kullanılmaktadır. YSA, biyolojik sinir ağlarından ilham alınarak oluşturulan matematiksel bir model olarak tanımlanabilir. YSA doğrusal olmayan kompleks birçok işte, örnek uzayı ağa doğru sunulduğu takdirde performansı yüksek sonuçlar verebilmektedir. Geçtiğimiz son on yılda gelişen bilgisayar teknolojilerinden dolayı; farklı bilim dallarında YSA kullanım alanı önemli derecede artmıştır. Yapay sinir ağlarının hidroloji, meteoroloji, tarımsal ekosistem, tarımsal yapılar ve sulama alanlarında da modelleme çalışmalarında kullanıldıkları bilinmektedir. Kumar ve ark. (2002) ET_0 hesaplamalarında YSA'ları kullanmış ve bu ağların FAO-56 Penman- Monteith yönteminden daha iyi sonuçlar verdiğini bulmuşlardır. Trajkovic ve ark. (2005) ET_0 hesaplamalarında radyal taban fonksiyonlu YSA'ları kullanmışlardır. Levenberg-Marquardt (LM) algoritmali YSA'lar ile yürütülen bir çalışmada bu ağların doğruluğu araştırılmış ve elde edilen sonuçlar neticesinde mevcut iklim verilerinden ET_0 değerlerinin başarılı bir şekilde hesaplanabileceği ortaya konmuştur (Kisi, 2007).

Bu çalışmada bitki su tüketimine yönelik olarak günlük bazda FAO56 Penman-Monteith referans evapotranspirasyon verilerinin (ET_0) Yapay Sinir Ağları Yöntemi (YSA) kullanılarak tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasını kullanarak meteorolojik parametre tabanlı 11 farklı kombinasyonun, ET_0 hesaplaması üzerindeki etkinliklerini değerlendirmek ve performans istatistiklerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır.

MATERYALVE METOT

2.1. Çalışma alanı iklimi, meteorolojik verinin temini ve verilerin kullanım şekli

Çalışma alanı Kayseri merkez olup, meteorolojik veriler Meteoroloji 7. Bölge Müdürlüğü istasyonuna aittir. İstasyonun rakımı 1094 metre, 38.68 Kuzey enleminde ve 35.50 Doğu boylamındadır. Kayseri'de kışları soğuk ve kar yağışlı, yazları ise sıcak ve kurak karasal nitelikte Orta Anadolu iklimi hüküm sürmektedir. En sıcak günler Temmuz ve Ağustos aylarında görülmektedir. Uzun yıllar (1950-2017) verilerine göre; Kayseri'de ortalama sıcaklık 10.6 °C, ortalama en yüksek sıcaklık 18.0 °C ve ortalama en düşük sıcaklık 2.9 °C'dir. Uzun yıllar verilerine göre ortalama nispi nem değeri %63.6 ve ortalama yağış miktarı ise 389 mm'dir. Kayseri ili ET_0 belirlenmesinde kullanılan veriler (günlük minimum ve maksimum bağıl nem, minimum ve maksimum sıcaklıklar, rüzgâr hızı, solar radyasyon ve güneşlenme süresi), Meteoroloji Genel Müdürlüğünden 2010-2017 yılları için temin edilmiştir. 2010-2015 yıllarına ait günlük veriler eğitim seti, 2016-2017 yıllarına ait veriler ise test seti olarak kullanılmıştır.

2.2. FAO56 Penman-Monteith Yöntemi

Referans evapotranspirasyonun (ET_0) FAO56 Penman-Monteith yöntemiyle elde edilmesinde ise Allen ve ark. (1998)'de belirtilen aşağıdaki Eşitlik kullanılmıştır.

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \left(\frac{900}{T + 273} \right) u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (1)$$

Eşitlikte ;

ET_0 : Referans evapotranspirasyon ($mm.gün^{-1}$), R_n : Bitki yüzeyindeki net radyasyon($MJ.m^{-2}.gün^{-1}$), G : Toprak ısı akış yoğunluğu ($MJ.m^{-2}.gün^{-1}$), T : 2 m yükseklikte ortalama günlük hava sıcaklığı (°C), u_2 : 2 metre yükseklikte rüzgar hızı ($m.s^{-1}$), e_s : Doygun buhar basıncı

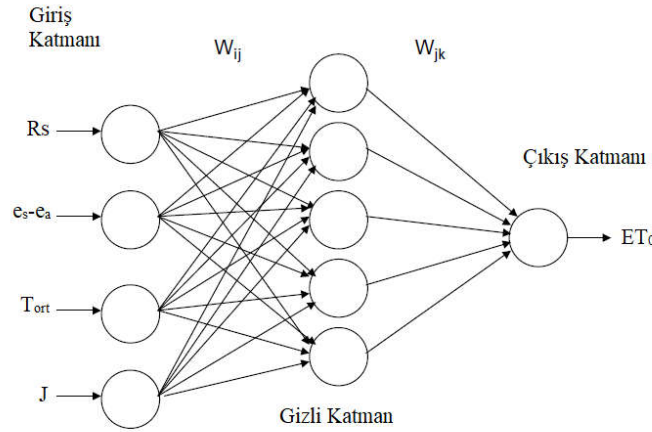
(kPa), e_a : Gerçek buhar basıncı (kPa), Δ : Buhar basıncı eğrisinin eğimi (kPa. $^{\circ}\text{C}^{-1}$), γ : Psikrometrik sabit (kPa. $^{\circ}\text{C}^{-1}$).

Yukarıda belirtilen eşitliğe göre Microsoft Office Excel ortamında bir çalışma sayfası düzenlenmiş ve gerekli meteorolojik parametreler çalışma sayfasının ilgili yerlerine girilerek 2010-2017 arası günlük bazda ET_0 verileri hesaplanmıştır.

Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, 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. YSA, insanlar tarafından gerçekleştirilmiş örnekleri (gerçek beyin fonksiyonunun ürünü olan örnekleri) kullanarak olayları öğrenebilen, çevreden gelen olaylara karşı nasıl tepkiler üretebileceğini belirleyebilen bilgisayar sistemleridir. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde; öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda başarılı bir şekilde uygulanmaktadırlar (Öztemel, 2016). YSA'larda 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). ET_0 miktarının tahmin edilmesinde kullanılan bir YSA mimarisi Şekil 1'de gösterilmiştir. Burada; W_{ij} ve W_{jk} sırasıyla, giriş katmanı ile gizli katman ve gizli katmanla çıkış katmanı arasında kullanılan ağırlık değerlerini temsil etmektedir.

Şekil 1. ET_0 tahmininde kullanılan bir yapay sinir ağı
Figure 1. An artificial neural network used in ET estimation



Levenberg-Marquardt (LM) Algoritması

LM 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. LM 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 ve ark., 2010). Dinamik öğrenme oranı geriye yayılım algoritmasının hızını, momentum da yakınsama hızını artırabilir (Wilamowski ve ark., 2010; Ferrari and 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 ve ark., 2006).

Yapay Sinir Ağlarının Tasarımı

Yapay sinir ağı topolojisi oluştururken gizli katmanlarda kaç tane nöronun kullanılacağı, öğrenme ve momentum katsayısı, başlangıç ağırlığı vb. gibi parametrelerin belirlenmesi zorlu bir iştir. Belirli bir problem için bir yapay sinir ağının uygun mimarisi belirlemek önemli bir konudur çünkü, bu mimariye göre modeller oluşturulacaktır. Burada çeşitli ağ yapıları denedikten sonra her bir veri kombinasyonu için optimum gizli katman nöron sayısı belirlenmeye çalışılmıştır. Gizli katmanda veya katmanlarda kaç tane nöronun kullanılacağına dair henüz kesin bir teori yoktur.

YSA modellerinin oluşturulmasında MATLAB programı kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarının eğitimi 1000 iterasyon (tekrarlama) eşik değerine geldiğinde durdurulmuştur. Çünkü eğitimin hata değişkenliği bu iterasyon değerinden sonra çok az hata verdiği görülmüştür. Gizli katmanda aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant-sigmoid kullanılırken çıkış katmanında aktivasyon fonksiyonu olarak pure-linear fonksiyonu kullanılmıştır. YSA modellerinin oluşturulmasında farklı öğrenme katsayısı ve momentum katsayısı denenmiş ve en iyi performansın elde edilebileceği katsayılar bulunmaya çalışılmıştır. Denemeler sonucunda tüm YSA modellerin oluşturulmasında öğrenme katsayısı 0.8, momentum katsayısı ise 0.9 olarak alınmıştır. Çalışmada kullanılan veri kombinasyonları ve YSA mimarileri Çizelge 1’de gösterilmiştir.

Çizelge1. Veri kombinasyonları ve yapay sinir ağı mimarileri
Table 1. Data combinations and artificial neural network architectures

Model	Veri Kombinasyonu	YSA Mimarisi
M1	$u, RH_{\min}, RH_{\max}, T_{\min}, T_{\max}, R_s, n, J$	8-13-1
M2	$R_s, e_s-e_a, T_{ort}, u, J$	5-11-1
M3	$n/N, T_{ort}, e_s-e_a, u, J$	5-9-1
M4	$R_s, T_{ort}, RH_{ort}, u, J$	5-9-1
M5	$n/N, T_{ort}, RH_{ort}, u, J$	5-7-1
M6	$R_s, n/N, T_{ort}, u, J$	5-7-1
M7	R_s, e_s-e_a, T_{ort}, J	4-9-1

M8	$n/N, T_{ort}, e_s-e_a, J$	4-8-1
M9	R_s, e_s-e_a, J	3-7-1
M10	$n/N, T_{ort}, J$	3-5-1
M11	$n/N, e_s-e_a, J$	3-5-1

u: 2 metre rüzgar hızı ($m.sn^{-1}$), RH_{min} ve RH_{mak} : En düşük ve en yüksek bağıl nem (%), T_{min} ve T_{mak} : En düşük ve en yüksek hava sıcaklığı ($^{\circ}C$), R_s : Solar radyasyon ($MJ.m^{-2}.gün^{-1}$), n : Güneşlenme süresi (saat), e_s-e_a : Buhar basıncı açığı (kPa), T_{ort} : Ortalama hava sıcaklığı ($^{\circ}C$), n/N : Nispi güneşlenme süresi, RH_{ort} : Ortalama nispi nem (%).

Burada e_s-e_a (buhar basıncı açığı) ve n/N (nispi güneşlenme süresi) parametrelerinin elde edilmesinde Allen ve ark. (1998)'de belirtilen eşitlikler kullanılmıştır. Tablo 1'de görüldüğü gibi veri kombinasyonlarında kullanılan J günlük zaman indisini simgelemektedir. Çalışmada ET_0 tahmininde günlerin ve mevsimlerin etkisini dikkate alma amacıyla günlük zaman indisi (J) yapay sinir ağı mimarisine dahil edilmiştir. Günlük zaman indisi (J); Ocak-Aralık arası tüm günleri sırasıyla 1'den başlayarak yılın en sonuncu gününe kadar ifade etmektedir. Yani Ocak ayı 1. gün için $J=1$, Ocak ayı 2.gün için $J=2$, Şubat ayı 1. gün için $J=32$, Mart ayı 1.gün $J=60$ iken Aralık ayı 31. günü $J=365$ (veya 366) olarak tanımlanmıştır. Anlaşılacağı üzere J ölçüm veya hesaplama gerektirmeyen bir parametre olup, oluşturulan tüm modellerde kombinasyon verisi olarak kullanılmıştır. Ölçüm veya hesaplama gerektirmeyen J parametresinin günlük ET_0 tahmini için oluşturulan YSA modellerinde parametre olarak kullanılmasının daha yüksek performans sağlayacağı düşünülecek tüm veri kombinasyonlarına dahil edilmiştir. J parametresinin etkinliğini görebilmek için de iki parametreden oluşan ($n/N, e_s-e_a$) bir veri kombinasyonu YSA modeli oluşturulmuş fakat bu model performans karşılaştırma tablosuna dahil edilmemiştir.

2.5 Modellerin Performanslarının Değerlendirilmesi

YSA ile geliştirilen modellerin performanslarını değerlendirmek için literatürde birçok istatistik analiz metodu bulunmaktadır ve çok önemli bir aşamadır. Çünkü modellerin doğruluk oranı istatistik analiz metotlarıyla bulunmaktadır. YSA'da öğrenme sırasında meydana gelen sistem hatalarını belirlemede bahsi geçen metotlar kullanılmaktadır. YSA'da modellerin doğruluğunun tespitinde ağa eğitim sırasında hiç gösterilmeyen test verisi olarak adlandırılan veri seti gösterilir ve ağın bu veri seti için oluşturduğu çıktı verileri alınır. Ağdan elde edilen çıktı verisi istatistik analiz metotları aracılığıyla beklenen veri (gerçek dünya verisi) ile karşılaştırılır. Çalışmada modellerin performanslarının değerlendirilmesinde Ortalama Mutlak Hata (MAE), Tahmin hatasının standart sapması (RMSE) ve Belirleme Katsayısı (R^2) istatistikleri kullanılmıştır. R^2 , RMSE ve MAE istatistikleri sırasıyla 2, 3 ve 4 numaralı eşitliklerde aşağıda gösterilmiştir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [ET_{0,PM-FAO56,i} - ET_{0,tah,i}]^2}{\sum_{i=1}^N [ET_{0,PM-FAO56,i} - ET_{0,oriPM-FAO56}]^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [ET_{0,PM-FAO56,i} - ET_{0,tah,i}]^2}$$

(3)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |ET_{0,PM-FAO56,i} - ET_{0,tah,i}| \quad (4)$$

Eşitliklerde; $ET_{0,PM-FAO56,i}$ i noktasında FAO-56 Penman-Monteith yöntemiyle hesaplanan ET_0 değerini, $ET_{0,ortPM-FAO56}$ FAO-56 Penman-monteith yöntemiyle hesaplanan ET_0 değerinin ortalamasını, $ET_{0,tah,i}$ noktasında YSA ile oluşturulan modelin tahmin ettiği ET_0 değerini ve N ise veri setindeki veri sayısını temsil etmektedir.

ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

Eğitim periyodunda ve test periyodunda kullanılan her bir parametrenin istatistiksel özellikleri ve tüm veri setinin istatistiksel özellikleri Çizelge 2’de gösterilmiştir.

Çizelge2. Çalışmada kullanılan parametrelerin istatistiksel özellikleri
Table 2. Statistical properties of the parameters used in the study

Veri seti	Parametre	Min.	Mak	Ort.	SD	Çarpıklık	Basıklık	Kor.
Eğitim seti	u	0,15	5,38	1,06	0,56	2,67	11,1	0,38
	RH _{min}	6	97	33,9	16,3	0,88	0,23	-0,69
	RH _{mak}	34	99	84,4	11,5	-1,18	1,06	-0,57
	T _{min}	-20,9	30	4,78	7,51	-0,29	-0,28	0,83
	T _{mak}	-9,1	38,5	19,0	10,1	-0,21	-0,89	0,87
	Rs	4,56	27,0	14,6	6,45	0,17	-1,30	0,93
	n	0	14	6,73	4,10	-0,12	-1,12	0,75
	e _s -e _a	0,02	3,87	1,04	0,77	0,82	-0,05	0,85
	T _{ort}	-15	33,4	11,9	8,54	-0,23	-0,71	0,88
n/N	0	0,97	0,54	0,30	-0,49	-1,04	0,59	

	RH_{ort}	22	98	59,2	13,1	0,12	-0,37	-0,72
Test seti	u	0,15	5,16	1,04	0,60	2,97	13,4	0,36
	RH_{min}	8	95	30,9	15,7	0,91	0,35	-0,66
	RH_{mak}	35	99	82,7	12,5	-0,95	0,32	-0,46
	T_{min}	- 20,2	19,8	4,63	8,13	-0,40	-0,41	0,85
	T_{mak}	-7,2	38,3	19,8	10,6	-0,39	-0,63	0,88
	Rs	4,57	26,7	15,7	6,44	-0,09	-1,27	0,91
	n	0	13,7	7,76	4,12	-0,46	-0,93	0,73
	e_s-e_a	0,06	3,47	1,13	0,80	0,76	-0,21	0,85
	T_{ort}	- 12,4	27,9	12,2	9,14	-0,38	-0,54	0,89
	n/N	0	0,95	0,62	0,30	-0,82	-0,66	0,54
		RH_{ort}	23	94	56,9	12,7	0,03	-0,32
Tüm veri	u	0,15	5,39	1,01	0,57	2,76	12,1	0,37
	RH_{min}	8	97	33,2	17,2	0,90	0,30	-0,69
	RH_{mak}	34	99	84,0	11,9	-1,13	0,85	-0,55
	T_{min}	- 20,9	30	4,75	7,67	-0,32	-0,30	0,83
	T_{mak}	-9,1	38,5	19,2	10,3	-0,25	-0,83	0,87
	Rs	4,56	27,1	14,8	6,47	0,13	-1,29	0,92
	n	0	14	6,97	4,13	-0,19	-1,11	0,75
	e_s-e_a	0,02	3,87	1,06	0,78	0,81	-0,09	0,85
	T_{ort}	-15	33,4	11,9	8,68	-0,27	-0,66	0,88
	n/N	0	0,97	0,56	0,30	-0,55	-0,99	0,58
		RH_{ort}	22	98	58,6	13,0	0,09	-0,34

u: 2 metre rüzgar hızı (m/sn), RH_{min} ve RH_{mak} : En düşük ve en yüksek bağıl nem (%), T_{min} ve T_{mak} : En düşük ve en yüksek hava sıcaklığı ($^{\circ}C$), R_s : Solar radyasyon ($MJ.m^{-2}.gün^{-1}$), n: Güneşlenme süresi (saat), e_s-e_a : Buhar basıncı açığı (kPa), T_{ort} : Ortalama hava sıcaklığı ($^{\circ}C$), n/N: Nispi güneşlenme süresi, RH_{ort} : Ortalama nispi nem, ET_0 : Referans evapotranspirasyon (mm), SD: Standart sapma, Kor: ET_0 ile korelasyon

Çalışmada 11 farklı veri kombinasyonu ile oluşturulan modellerin etkinlikleri araştırılmış ve performansları karşılaştırılmıştır. Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasıyla oluşturulan her bir YSA modelinde bir giriş, bir gizli ve bir çıkış katmanı kullanılmıştır. Günlük ET_0 tahmini için oluşturulan modellerin eğitim ve test sonuçları Çizelge 3’de gösterilmiştir. Çizelge 3’de sunulan sonuçlar, her model için en iyi ağ mimarisi oluşturmaya çalışılarak elde edilen sonuçlardır.

Çizelge 3. Yapay sinir ağlarıyla oluşturulan modellerin eğitim ve test sonuçları
Table 3. Training and test results of models with artificial neural networks

Model	Veri Kombinasyonu	Eğitim veri seti			Test veri seti		
		MAE (mm)	RMSE (mm)	R^2	MAE (mm)	RMSE (mm)	R^2
M1	u, RH_{min} , RH_{mak} , T_{min} , T_{mak} , R_s , n, J	0.042	0.061	0.999	0.060	0.074	0.998
M2	R_s , e_s-e_a , T_{ort} , u, J	0.038	0.080	0.999	0.063	0.092	0.997
M3	n/N, T_{ort} , e_s-e_a , u, J	0.056	0.084	0.997	0.068	0.109	0.996
M4	R_s , T_{ort} , RH_{ort} , u, J	0.074	0.108	0.996	0.086	0.129	0.994
M5	n/N, T_{ort} , RH_{ort} , u, J	0.092	0.138	0.993	0.100	0.142	0.993
M6	R_s , n/N, T_{ort} , u, J	0.107	0.149	0.992	0.121	0.186	0.987
M7	R_s , e_s-e_a , T_{ort} , J	0.185	0.289	0.971	0.227	0.357	0.955
M8	n/N, T_{ort} , e_s-e_a , J	0.189	0.293	0.969	0.238	0.364	0.953
M9	R_s , e_s-e_a , J	0.210	0.319	0.963	0.242	0.366	0.952
M10	n/N, T_{ort} , J	0.232	0.345	0.957	0.246	0.369	0.952
M11	n/N, e_s-e_a , J	0.226	0.335	0.959	0.248	0.371	0.950

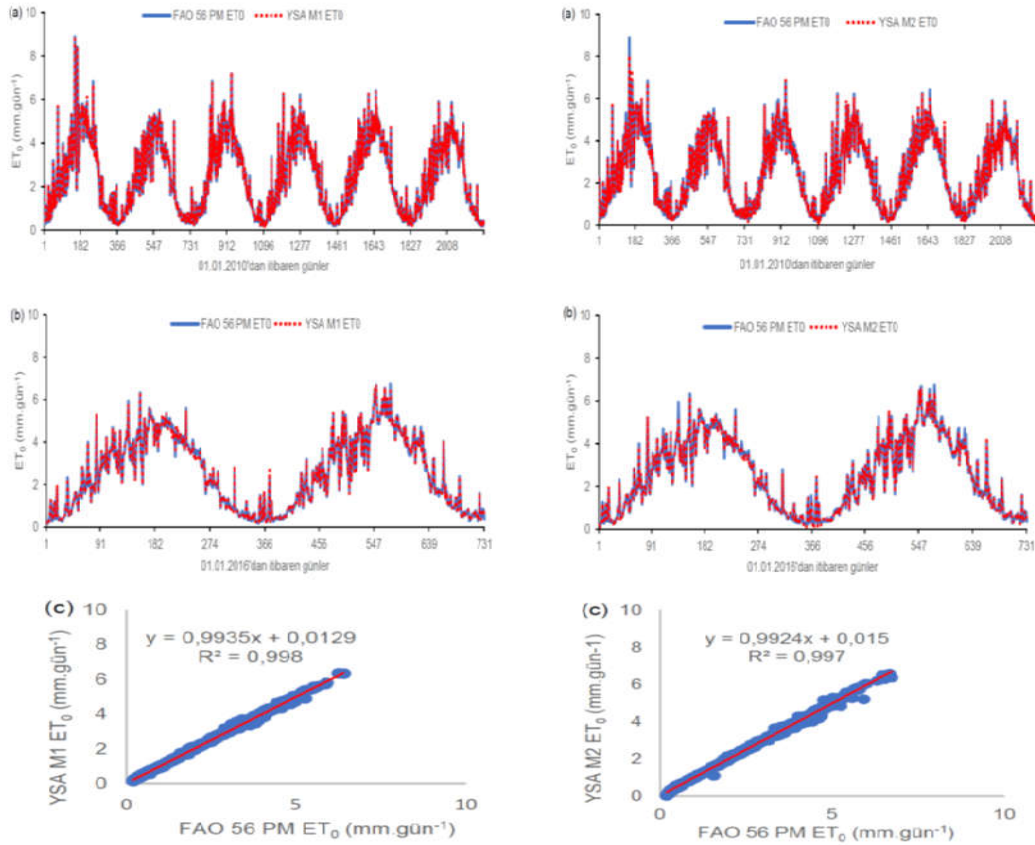
Eğitim ve test periyodunda FAO 56 Penman-Monteith yöntemiyle hesaplanan ET_0 değerleri en iyi performansın alındığı YSA M1 ve YSA M2 modellerinin ürettiği ET_0 değerleriyle zaman serisi grafiğinde karşılaştırılmış ve dağılım grafikleri çizilmiştir (Şekil 2 ve 3).

Şekil 2. (a) ve (b) sırasıyla eğitim ve test periyodu için FAO 56 PM ET_0 ve YSA M1 ET_0 değerlerinin zaman serisi grafiğinde karşılaştırılması, (c) test periyodu için dağılım grafikleri

Figure 2. (a) and (b) respectively, comparison of FAO 56 PM ET_0 and ANN M1 ET_0 values in the time series chart for training and test period, (c) scatter plots for the test period

Şekil 3. (a) ve (b) sırasıyla eğitim ve test periyodu için FAO 56 PM ET_0 ve YSA M2 ET_0 değerlerinin zaman serisi grafiğinde karşılaştırılması, (c) test periyodu için dağılım grafikleri

Figure 3. (a) and (b) respectively, comparison of FAO 56 PM ET_0 and ANN M2 ET_0 values in the time series chart for training and test period, (c) scatter plots for the test period



Çizelge 3’de sunulduğu gibi, en iyi performans M1 modelinden elde edilmiş ve test veri seti için MAE= 0.060, RMSE= 0.074 ve $R^2= 0.998$ olarak hesaplanmıştır. Kisi and Demir, (2016) günlük bazda güneşlenme şiddeti, hava sıcaklığı, nispi nem ve rüzgar hızı verilerini, altı

farklı çok katmanlı algılayıcı model içerisinde kullanmışlar ve en iyi sonucu Levenberg-Marquardt modelinden (RMSE= 0.083 MAE= 0.06 ve $R^2=0.998$) elde etmişlerdir. İspanya'da yürütülen bir çalışmada 1999-2003 yılları arası 5 yıllık günlük meteorolojik verilerle yedi farklı YSA modelleri oluşturulmuş ve en iyi sonuç meteorolojik parametrelerin hepsinin dahil edildiği modelde RMSE= 0.285 $R^2= 0.997$ elde edilmiştir (Landeras ve ark., 2008). Kisi (2007) yürüttüğü bir çalışmada Amerika'da bulunan üç lokasyonun 2001-2004 yılları arası güneşlenme şiddeti, hava sıcaklığı, nispi nem ve rüzgar verilerini Levenberg-Marquardt çok katmanlı YSA modelinde giriş verisi olarak kullanmış ve MAE= 0.23 ve $R^2= 0.968$ istatistik değerlerini bulmuştur. Yunanistan'da yürütülen benzer bir çalışmada araştırmacılar 4 meteorolojik parametreyle oluşturdukları YSA modellerinden elde ettikleri en iyi sonuca göre RMSE= 0.574 $R^2= 0.986$ elde etmişlerdir (Antonopoulos and Antonopoulos, 2017). Yukarıdaki çalışmalarla kıyaslandığında yürüttüğümüz çalışmada elde edilen istatistik sonuçları çok daha iyi performanslı sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu sonuçların elde edilmesinde günlük zaman indisi (J), nispi güneşlenme süresi (n/N) ve buhar basıncı açığı (e_s-e_a) parametrelerinin modellere dahil edilmesinin daha iyi sonuçlar verdiği açıkça görülmüştür. Çalışmada en iyi ikinci performans beş parametrenin kullanıldığı ($R_s, e_s-e_a, T_{ort}, u, J$) veri kombinasyonu ile elde edilen M2 modelinden alınmış ve test veri seti için MAE= 0.063, RMSE= 0.092 ve $R^2= 0.997$ olarak hesaplanmıştır. M1 ve M2 modellerinin performansları kıyaslandığında birbirine çok yakın sonuçlar alındığı görülmüştür. En düşük performans ise sadece 3 parametreyle (n/N, e_s-e_a, J) oluşturulan M11 modelinden alınmış ve test veri seti için MAE= 0.248, RMSE= 0.371 ve $R^2= 0.950$ olarak hesaplanmıştır. Tablo 2'de gösterildiği gibi veriler arasında ET_0 ile en iyi korelasyon sırasıyla R_s, T_{ort} ve e_s-e_a parametrelerinden alınmıştır. M9, M10 ve M11 modellerinden elde edilen performans sonuçlarının birbirlerine yakın olduğu görülmüştür. Fakat veriler arası korelasyon sonuçlarını doğrular nitelikte, R_s parametresi dahil edilerek oluşturulan M9 modelinin M10 modeline göre daha iyi sonuç verdiği; T_{ort} parametresinin dahil edilerek oluşturulan M10 modelinin ise M11 modeline göre daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur. Rüzgar parametresinin dahil edildiği veri kombinasyonlarıyla oluşturulan M1, M2, M3, M4, M5 ve M6 modellerinden diğer 5 modele göre daha iyi sonuçlar alınmıştır. Bu rüzgarın evapotranspirasyon üzerindeki adveksiyon etkisinden meydana gelmiş olabilir. R_s parametresinin dahil edildiği M4 modelinin sonuçlarının, n/N (nispi güneşlenme süresi) parametresinin dahil edildiği M5 modelinden elde edilen sonuçlarla yakın olması, nispi güneşlenme süresinin ET_0 tahmininde etkin bir parametre olarak kullanılabileceğini göstermiştir. RH_{ort} parametresi dahil edilerek oluşturulan M4 ve M5 YSA modellerinin M2 ve M3 modellerine göre daha düşük performans alınmıştır. Burada; M4 ve M5 modellerinin performans sonuçlarına RH_{ort} parametresinin ET_0 ile negatif yönlü ilişkisi neden olmuş olabilir. Günlük zaman indisi (J) parametresinin etkinliğini araştırabilmek amacıyla da M11 modelinin oluşturulması için kullanılan veri kombinasyonundan (n/N, e_s-e_a, J) parametresi çıkartılarak; Çizelge 3'e dahil edilmeyen iki parametreden (n/N, e_s-e_a) oluşan veri kombinasyonu ile bir YSA modeli (2-4-1) oluşturulmuştur. Bu modelin test sonuçlarına göre MAE= 0.620, RMSE=0.782 ve $R^2= 0.765$ olarak hesaplanmıştır. Çizelge 3'de M11 modelinden elde edilen sonuçlar incelendiğinde; J parametresi eğer M11 modelinden çıkartılırsa, bu parametrenin performans düşüşünde ne kadar fazla etkili olabileceği görülmüştür. 2008 yılında yürütülen benzer bir çalışmada J

parametresi YSA modeli oluşturulmasında kullanılmış ve bu parametrenin YSA modeli performansını artırdığı görülmüştür (Taymoor, 2008).

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Tüm YSA modelleri göz önüne alındığında yürütülen çalışma sonucuna göre solar radyasyon, ortalama hava sıcaklığı, buhar basıncı açığı ve nispi güneşlenme süresinin ET_0 tahmin çalışmalarında YSA modellerinde etkin bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür. Çalışmada iyi sonuçların alınmasında önemli etken olan günlük zaman indisi, nispi güneşlenme süresi ve buhar basıncı açığı parametrelerin (J, n/N ve es-ea) meteorolojik verilerden hesaplanarak elde edilmesi nedeniyle ulaşılması zor olan parametreler değildir. Bu nedenle bu parametrelerin YSA tabanlı bitki su tüketimi tahmini çalışmalarında kullanılması önerilebilir. Su kaynaklarının ve sulama sistemlerinin doğru bir şekilde yönetilebilmesi, hidrolojik su döngüsünün kurulması, sulama ve drenaj sistemlerinin planlanması ve projelenmesi için bitki su tüketiminin en doğru şekilde hesaplanabilmesi çok önemlidir. FAO56 Penman-Monteith yöntemi en çok tavsiye edilen ve kullanılan ampirik ET_0 hesaplama yöntemlerinden biri olmasına karşın çok sayıda iklim parametresine ihtiyaç duymakta ve bu da yöntemin kullanılabilirliği etkileyebilmektedir. Eksik iklim parametreleriyle de ET_0 hesaplamasının yapılması gerektiği durumlar ortaya çıkabilmektedir. Bu çalışmada farklı veri kombinasyon senaryolarıyla YSA modelleri oluşturulmuş ve günlük referans evapotranspirasyon (ET_0) miktarı tespit edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre sadece birkaç meteorolojik tabanlı parametreyle dahi FAO56 Penman Monteith yöntemiyle elde edilen ET_0 değerlerine yakın sonuçlar alındığı görülmüştür. Hatta elde edilen bu sonuçlara göre YSA modelleri sayesinde eksik verilerinden de tamamlanabilmesi söz konusudur. YSA modelleri oluşturulurken veri setinin doğru düzenlenmesi, mantık dışı hatalı verilerin çıkartılması, eğitim ve test verilerinin tüm veri setini temsil edecek yapıda olması önemli derecede model performansını etkilemektedir. YSA modelleriyle ET_0 tahmin edilmesinde bu gibi hususlar göz ardı edilmediği takdirde yüksek performans/doğruluk elde edilebilmesi mümkündür. Yüksek doğruluk performansına sahip YSA modelleri kullanılarak sulama yönetimi ve otomasyonu daha hızlı ve kolay yapılabilecektir.

KAYNAKLAR

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., and Smith, M., 1998. Crop Evapotranspiration Guidelines for Computing Crop Water Requirements. FAO Irrigation and Drainage, Paper No. 56, Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome.
- Antonopoulos, V.Z, and Antonopoulos, A.V., 2017. Daily reference evapotranspiration estimates by artificial neural networks technique and empirical equations using limited input climate variables. Computers and Electronics in Agriculture 132: 86-96.
- Brutsaert, W.H., 1982. Evaporation into the Atmosphere, Reidel Dordrecht.

- Dohnal, J.,2004. Using of Levenberg-Marquardt method in identification by neural networks, In Student EEICT 2004. Student EEICT 2004. Brno: Ing. Zdeněk Novotný CSc., 2004, pp. 361 - 365, ISBN 80-214-2636-5 .
- 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 priorknowledge during incremental training, IEEE Trans. Neural Netw., Cilt: 19, No: 6, 996–1009.
- Haykin, S., 2001. Neural Networks - A Comprehensive Foundation, Second Edition, Pearson Education, India.
- Jensen, ME., Burman, R.D., and Allen, R.G., 1990.Evapotranspiration and Irrigation Water Requirements.ASCE Manuals and Reports on Engineering PracticesNo. 70. ASCE: New York, NY.
- Kisi, O., 2007. Evapotranspiration modelling from climatic data using a neural computing technique. Hydrol Process, 21: 1925-1934.
- Kisi, O., 2016. Evapotranspiration estimation using six different multi-layer perceptron algorithms. Irrigation and Drainage Systems Engineering 5:2.
- Khosravi, Z.M.H., Barghinia, S., and Ansarimehr, P.,2006. New momentum adjustment technique for Levenberg-Marquardt neural network used in short term load forecasting in Proc. of 21st International Power System Conference (PSC 2006), Tehran, Iran.
- Kumar, M., Raghuwanshi, N.S., Singh, R., Wallender, W.W., and Pruitt, W.O.,2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network, J Irrig Drain Eng - Asce. 128:224–233.
- Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., and Lopez, J.J, 2008. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). Agricultural Water Management 95: 553-565.
- Naoum, S., and Tsanis, I.K., 2003. Hydroinformatics in evapotranspiration estimation. Environmental Modelling & Software18: 261–271.
- Öztemel, E., 2016. Yapay Sinir Ağları, 3. Baskı, Papatya Bilim Yayınları, İstanbul.
- Taymoor, A., 2008. Application of Radial Basis Function Neural Networks for Reference Evapotranspiration Prediction.
- Trajkovic, S., 2005. Temperature-based approaches for estimating reference evapotranspiration. ASCE Journal of Irrigation and DrainageEngineering,131: 316–323.
- Wilamowski, B.M., and Yu, H.,2010. Improved computation for Levenberg–Marquardt training. IEEE Transactions on Neural Networks , Cilt: 21, No: 6, 930-937.