

Amik Ovasında Buharlaşma Tahmini için Çoklu Çıktılı Yapay Sinir Ağları Modeli

Samed GÖÇMEN^{1,a}, Fatih ÜNEŞ^{1,b}, Bestami TAŞAR^{1,c}, Ömer Faruk CANSIZ^{1,d}

¹İskenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Hatay

^aORCID: 0009-0003-1854-3206; ^bORCID: 0000-0001-5751-6970; ^cORCID: 0000-0003-4842-3937; ^dORCID: 0000-0001-6857-2513

Makale Bilgileri

Geliş : 02.05.2024

Kabul : 25.03.2025

DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1665422

Sorumlu Yazar

Samed GÖÇMEN

sgocmen@mku.edu.tr

Anahtar Kelimeler

Yapay sinir ağları (YSA),

Çoklu doğrusal regresyon (MLR)

Buharlaşma

Evapotranspirasyon

Atıf şekli: GÖÇMEN, S., ÜNEŞ, F., TAŞAR, B., CANSIZ, Ö.F., (2025). Amik Ovasında Buharlaşma Tahmini için Çoklu Çıktılı Yapay Sinir Ağları Modeli. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 40(1), 1-15.

ÖZ

Yeryüzü su seviyesinde önemli miktarda kayıplara sebep olan buharlaşma, su kaynakları mühendisliğinin projelendirilmesi, suyun idaresi ve kontrolü gibi konularda önem taşımaktadır. Bu çalışma, Amik Ovası'nda aylık buharlaşma tahminini geliştirmek amacıyla çoklu çıktılu yapay sinir ağları (YSA) modelini kullanmaktadır. Geleneksel tahmin yöntemlerine kıyasla YSA'nın daha düşük hata oranı ile tahmin yapabildiği görülmüştür. Veriler 1970-2025 yılları arasında toplanmış ve model eğitiminde kullanılmak üzere ön işleme tabi tutulmuştur. Modelin doğruluğu R², KOH ve YOH gibi istatistiksel ölçütler ile değerlendirilmiştir. Sonuçlar, YSA modelinin buharlaşma tahmininde başarılı olduğunu ve özellikle yarı kurak bölgelerde uygulanabilirliğini göstermektedir. Modelin farklı iklim bölgelerinde test edilmesi önerilmektedir. Öte yandan çoklu çıktılu yapay sinir ağları (YSA) modeli buharlaşma çalışmalarında ilk defa denenmesine rağmen oldukça iyi sonuçlar vermiştir.

Multiple Output Artificial Neural Network Model for Evaporation Estimation in Amik Plain

Article Info

Received : 02.05.2024

Accepted : 25.03.2025

DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1665422

Corresponding Author

Samed GÖÇMEN

sgocmen@mku.edu.tr

Keywords

Artificial neural networks (ANN)

Multiple linear regression (MLR)

Evaporation

Evapotranspiration

How to cite: GÖÇMEN, S., ÜNEŞ, F., TAŞAR, B., CANSIZ, Ö.F., (2025). Multiple Output Artificial Neural Network Model for Evaporation Estimation in Amik Plain. Çukurova University, Journal of the Faculty of Engineering, 40(1), 1-15.

ABSTRACT

Evaporation, which causes significant losses in the earth's water level, is important in matters such as water resources engineering project design, water management and control. This study uses a multiple-output artificial neural network (ANN) model to improve monthly evaporation estimation in the Amik Plain. It has been observed that ANN can make estimations with lower error rates compared to traditional estimation methods. Data were collected between 1970-2025 and preprocessed to be used in model training. The accuracy of the model was evaluated with statistical measures such as R², RMSE and MAE. The results show that the ANN model is successful in evaporation estimation and is especially applicable in semiarid regions. It is recommended to test the model in different climatic regions. On the other hand, although the multiple-output artificial neural network (ANN) model was tried for the first time in evaporation studies, it gave quite good results.

1. GİRİŐ

Yeryüzündeki su seviyesinin deęiřimi, yapının kullanım amacı, projelendirilmesi, maliyeti gibi parametreleri doğrudan etkilediğinden dolayı; su seviyesinde azımsanmayacak azalmalara sebep olabilen buharlařma, su mühendisliğinde; suyun idaresi ve su yapılarının planlanması gibi konularda önem taşımaktadır. Ekolojinin ve hidrolojinin temel bileřenlerinden olan buharlařma, suyun sıvı fazdan katı faza geçmesi olarak tanımlanmaktadır. Buharlařma; sıcaklık deęiřimi, baęıl nem, basınç deęiřimi, güneř ışınlarının radyoaktif etkileri, çevresel faktörler gibi birçok deęiřkenden etkilenmektedir. Bu durumda buharlařma için genel geçer bir yaklaşım bulmak ya da çözüm üretmek oldukça zordur. Zira buharlařmayı etkileyen faktörler oldukça fazladır ve bu faktörlerin deęiřimi genellikle birbiri ile baęlantılı deęildir ya da artış-azalışları doğrusal olmayabilir. Buharlařma tahmini için, Penman, Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc yöntemleri gibi geleneksel yöntemler kullanılmaktadır. Ancak, buharlařmaya etkiyen parametrelerin çokluğu, parametrelerin doğal olaylar olması sebebi ile deęerlerin doğrusal olmaması ve aralarındaki tutarsızlık, klasik yöntemler ile çözüm yapmayı oldukça zorlařtırmaktadır. Teknolojinin ilerlemesi, yapay zeka tekniklerinin gelişmesi gibi etkenler, bilim insanlarını buharlařmanın tahmini için daha az parametre ile hızlı ve kabul edilebilir sonuçlar verebilecek yeni yöntemler aramaya yöneltmiştir. “Doęal olaylar, birçok farklı deęiřkenden etkilenmektedir, ayrıca doğal olaylar ve deęiřkenler arasındaki doğrusal olmayan iliřkileri açıklamak oldukça güçtür. Bu nedenle, doğrusal olmayan problemlerin çözümü için ucuz ve kolay metotlar geliştirme yoluna gidilmiş ve yapılan arařtırmalar incelendiğinde, buharlařma miktarını belirlemek için halen çalışmaların sürdürüldüğü görülmüřtür.” Tařar ve arkadaşları [1]. İklim deęiřikliği ve artan su ihtiyacı, buharlařma tahmin modellerinin doğruluğunu artırma gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Buharlařma, tarımsal sulama, su kaynakları yönetimi ve iklim deęiřikliği analizlerinde önemli bir parametredir. Geleneksel tahmin yöntemleri genellikle sınırlı girdilere dayanmakta ve bölgesel deęiřkenlikleri yeterince dikkate almamaktadır.

Bu çalışmada, Amik Ovası'nda aylık buharlařma tahminini geliřtirmek amacıyla çoklu çıktılı yapay sinir ağları (YSA) modeli kullanılmıřtır. Modelin amacı, farklı hava durumu deęiřkenlerini kullanarak buharlařma miktarını geleneksel yöntemlere kıyasla daha yüksek doğrulukla tahmin etmektir.

Arařtırmanın hipotezi, çoklu çıktılı YSA modelinin, geleneksel regresyon yöntemlerine kıyasla daha iyi tahmin sonuçları vereceęi varsayılmaktadır. Bu bağlamda, çalışmada řu sorulara yanıt aranmıştır:

- YSA modeli, geleneksel yöntemlerle karşılaştırıldığında daha düşük hata oranları verebilir mi?
- Model, farklı iklim koşullarında uygulanabilir mi?
- İklim deęiřikliği senaryoları doğrultusunda modelin öngörü gücü nasıldır?

Bu çalışma, literatürdeki mevcut tahmin modellerine katkı sağlamayı, bölgesel su yönetiminde ve tarımsal planlamada daha güvenilir bir buharlařma tahmini modeli oluşturmayı hedeflemektedir.

Literatürde buharlařma ve yapay zeka yaklaşımlarıyla buharlařma tahminleri üzerine oldukça fazla çalışma bulunmaktadır. Verilerde tutarlılık ve daha saęlıklı kıyas yapmak adına özellikle yurt içinde yapılan çalışmalar incelendiğinde:

Terzi ve Keskin [2], Eğirdir Gölü buharlařma tahmini için bölgeye ait 2001 ve 2002 yılları; sıcaklık, nem, rüzgâr ve radyasyon gibi meteorolojik verilerini kullanarak Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleri geliřtirmiřtir. Ayrıca Penman metodu ile buharlařma tahminleri yapmışlar ve sonuçları günlük tava buharlařma deęerleri ile karşılařtırdıklarında YSA modellerinin daha uyumlu sonuç verdiğini gözlemlemişlerdir. Doęan ve arkadaşları [3], Sapanca Gölü buharlařma tahmini için bölgeye ait meteorolojik verileri kullanarak YSA ile “ileri beslemeli geri yayınlı (İBGYYSA) ve radyal temelli yapay sinir aęı (RTYSA) modeli” oluşturmuşlardır. Ayrıca Penman-Monteith (PM) metodu ile buharlařma tahminleri yapmışlar ve üç yaklaşımın performansını karşılařtırdıklarında, İBGYYSA'nın daha yaklaşık sonuç verdiğini gözlemlemişlerdir. Dindar [4], Tahtaköprü Barajı aylık buharlařma tahmini için bölgenin geçmiş yıllara ait meteorolojik verilerini kullanarak YSA modeli geliřtirmiřtir. YSA'dan aldığı sonuçları, yaygın yöntemler olan çoklu-lineer regresyon (MLR) ve otoregresif (AR(p)) modellerle elde ettięi sonuçlarla karşılařtırmış ve YSA sonuçlarının yaygın yöntemlere göre daha yaklaşık olduğunu gözlemlemiřtir. Kiři ve Afşar [5], Kayseri, Kırşehir, Nevşehir ve Yozgat illerinden aldıkları meteorolojik

veriler ile “Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA), genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları (GRYSA), bulanık yapay sinir ağı (ANFIS) ve çoklu doğrusal regresyon (MLR)” metotlarını kullanarak buharlaşma tahmini yapmışlardır. Sonuçları kıyasladıklarında, karekök ortalama karesel hata (KOKH), ortalama mutlak hata (OMH) ve korelasyon katsayıları (R) kriterleri açısından; her kriter için farklı illerde farklı yöntemlerin daha yakın sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Üneş ve arkadaşları [6], Tahtaköprü Barajı aylık buharlaşma tahmini için YSA ve klasik yöntemleri karşılaştırmışlardır. YSA'nın klasik yöntemlere göre daha yakın sonuçlar sağladığını gözlemlemişlerdir. Yıldız ve Güner. [7], Kayseri Sultan Sazlığı Bölgesi için meteorolojik verileri kullanarak YSA modelleri ve Penman metodu ile buharlaşma tahminleri yapmışlar ve sonuçları gerçek buharlaşma değerleri karşılaştırmışlardır. Ayrıca bölgede ölçülmüş olan yıllık tatlı su buharlaşmasının, yıllık tuzlu su buharlaşmasına oranla daha fazla olduğunu tespit etmişlerdir. Gümüş ve arkadaşları [8], Adana ili için; sıcaklık, nem, rüzgar, basınç, güneşlenme süresi ve güneşlenme şiddeti parametrelerini kullanarak aylık buharlaşma tahmini yapmaya çalışmışlardır. Tahminde YSA, ANFIS ve Gen Ekspresyon Programlama (GEP) yöntemlerini kullanılmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında tüm yöntemlerin kabul edilebilecek sonuçlar verdiklerini ancak ANFIS'in tahminlerinin daha yaklaşık olduğunu gözlemlemişlerdir. Kaya ve arkadaşları [9], St. Johns, Florida, ABD, meteoroloji istasyonu verileri üzerinden; radyasyon, sıcaklık, rüzgar ve nem parametrelerini kullanarak “M5T Data Mining Method” ile buharlaşma tahmini yapmışlardır. Sonuçları Turc ampirik metodu ile karşılaştırmışlar ve M5T'nin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Üneş ve arkadaşları [10], St. Johns, Florida, ABD, meteoroloji istasyonu verileri üzerinden; radyasyon, sıcaklık, rüzgar ve nem parametrelerini kullanarak doğrusal olmayan problemleri çözmeye daha yatkın bir yöntem olan “Support Vector Mechines (SVM)” ile buharlaşma tahmini yapmışlardır. Sonuçları Hargreaves-Samani metodu ile karşılaştırmışlar ve SVM'nin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Mamak ve arkadaşları [11], Radyasyon, sıcaklık, rüzgar ve nem parametrelerini kullanarak ANFIS ile buharlaşma tahmini yapmışlardır. Sonuçları Penman Fao 56 metodu ile karşılaştırmışlar, ortalama kare hata ve ortalama mutlak hataya göre ANFIS'in daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Gümüş ve arkadaşları [12], sadece sıcaklık parametresini kullanarak, Şanlıurfa ve Diyarbakır illerinde YSA, ANFIS ve GEP yöntemleri ile buharlaşmayı tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuçlar incelendiğinde üç yöntemin de kabul edilebilir sonuçlar verdiği ve GEP yönteminden daha yaklaşık sonuçlar alındığını gözlemlemişlerdir. Özel [13], Konya, Karaman ve Aksaray İllerinin, yağış, sıcaklık, rüzgar hızı, nem ve basınç gibi meteorolojik verileri ile Konya Kapalı Havzasında; MLP-SCG, MLP-GDX, RTYSA, GRYSA, ANFIS, ϵ -DVR yapay zeka metotları ile buharlaşma tahminleri yapmıştır. FAO-Penman-Monteith, Priestley-Taylor, Meyer ve Romanenko ampirik denklemleri ile de sonuçlar bulmuştur. Sonuçları karşılaştırdığında yapay zeka yöntemlerinin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemiştir. Taşar ve arkadaşları [1], Massachusetts, U.S.A (Cambridge Hazne ve havzası) bölgesinde, sıcaklık, rüzgar hızı, güneşlenme ve bağıl nem parametreleri üzerinden YSA ve Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc denklemi gibi ampirik yöntemlerle buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçlar karşılaştırıldığında YSA'nın daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Üneş ve arkadaşları [14] Hartwell Gölü (Güney Karolina, ABD) bölgesinde sıcaklık, rüzgar hızı, radyasyon ve bağıl nem parametreleri üzerinden YSA ve Penman-Monteith, Hargreaves-Samani ve Turc denklemleri ile günlük buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında günlük buharlaşma için YSA'nın daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Özel ve Büyükyıldız [15] Meteorolojik verilere ait parametrelerle oluşturdukları farklı kombinasyonlar ile Konya Kapalı Havzası'nda bulunan Karaman bölgesinde; YSA, Destek Vektör Regresyonu (DVR), ANFIS yöntemlerini kullanarak buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında DVR'nin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Doğan [16], Namazgâh barajına ait sıcaklık, rüzgar ve buhar basıncı parametrelerini kullanarak, buharlaşma tahmini için farklı YSA modelleri oluşturmuş ve oluşturduğu modeller arasında performans analizi yaparak en yaklaşık sonucu veren modeli bulmaya çalışmıştır. Yıldırım ve arkadaşları [17] Samsun, Bafra ve Çarşamba bölgelerinde; sıcaklık, nem, güneşlenme ve rüzgâr parametreleri üzerinden, YSA ve ANFIS metotları ile günlük buharlaşma tahminleri yapmışlardır. YSA ve ANFIS in sınırlı parametre koşullarında buharlaşma tahmini için yararlı olacağını saptamışlardır. Özdülkar ve arkadaşları [18] Lewisville Gölü yakınında (Texas, ABD) bölgesinde 2008-2012 yıllarına ait; sıcaklık, rüzgâr, radyasyon ve nem parametrelerini kullanarak, Mamdani ve Sugeno bulanık mantık metotları ile günlük buharlaşma tahmini yapmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında Sugeno yönteminin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Üneş ve arkadaşları [19] De Soto County, (Florida, ABD) bölgesinde; sıcaklık, nem, rüzgâr hızı ve radyasyon verilerini kullanarak; M5T yeteneği; ANFIS; SVM;

Hargreaves-Samani, Ritchie, Turc ve Penman FAO 56 ampirik denklemler ve çok doğrusal regresyon (MLR) ile günlük referans buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında: Ampirik yöntemler içerisinde Turc ampirik yönteminin daha iyi performans gösterdiğini; yaklaşık yöntemler içerisinde ise korelasyon katsayıları açısından ANFIS, minimum hatalar açısından SVM'nin daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemişlerdir. Ayrıca tüm sonuçlarda yaklaşık yöntemlerin ampirik yöntemlere nazaran daha iyi performans gösterdiğini saptamışlardır. S. Doğan [20] Güney Carolina (ABD) Anderson Hartwell gölü bölgesine ait; sıcaklık, rüzgâr hızı, güneşlenme miktarı ve bağıl nem parametreleri ile Penman-Monteith metodu ile yaptığı buharlaşma tahminlerini referans kabul ederek, Hargreaves-Samani, ve Turc denklemleri gibi ampirik yöntemler ile YSA, Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA), Çoklu Doğrusal Regresyon (MLR) yöntemleri ve Oto-regresif modelin AR(p) ile yaptığı buharlaşma tahminlerinin sonuçlarını kıyaslamıştır. YSA'nın diğer yöntemlere nazaran daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemiştir. Üneş ve Kaya [21] Hatay Bölgesinde, hava sıcaklığı ve yağış parametrelerini kullanarak, Mann Kendall testi, Spearman's Rho, Regresyon testi ve Yenilikçi Şen Eğilimi metotları ile iklimsel trend değişimini tespit etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak bölgede, ortalama sıcaklıkta artış ve toplam yağış miktarında kayda değer bir azalış olduğunu gözlemlemişlerdir. Gümüş ve arkadaşları [22] Adıyaman ve Diyarbakır Bölgelerinde, sıcaklık, rüzgâr, nem, basınç, güneşlenme şiddeti ve aylık açık gün sayısı parametrelerini kullanarak, YSA, ANFIS ve Gen Ekspresyon Programlama (GEP) metotları ile aylık tava buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçları karşılaştırdıklarında GEP'in daha yaklaşık sonuçlar sağladığını gözlemlemişlerdir. Üneş ve Kaya [21] Koşice (Slovakia) bölgesinde, radyasyon, nem, sıcaklık, ve rüzgâr hızı parametrelerini kullanarak; çok katmanlı algılayıcı (MLP), destek vektör regresyon (SVR), çoklu doğrusal regresyon (MLR) modelleri ile buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Sonuçlar, kendi içlerinde ve Hargreaves Samani, Ritchie ve Turc ampirik yöntemleri ile bulunan sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Ampirik yöntemlerden, Hargreaves-Samani denklemi Penman FAO 56 denkleminin birbirlerine daha uyumlu sonuçlar verdiğini ve MLP'nin diğer yapay zeka yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiğini gözlemlemişlerdir. Özdülkar [23] Lewisville Gölü (Texas, ABD) bölgesinde, sıcaklık, rüzgâr hızı, radyasyon ve bağıl nem parametreleri ile Penman Monteith denklemi, ANFIS, M5T, MLR ve Turc geleneksel denklemleri ile buharlaşma tahmini yapmıştır. Sonuçları değerlendirdiğinde ANFIS, M5T ve MLR yöntemlerinin daha yaklaşık sonuçlar verdiğini gözlemlemiştir. Tütüncü [24] Atatürk Barajı bölgesinde 2016-2019 yıllarına ait, sıcaklık, radyasyon, nem ve rüzgâr hızı parametreleri ile buharlaşma tahmini için farklı YSA modelleri oluşturmuş ve oluşturduğu modeller ile yaptığı buharlaşma tahminlerinin gerçek buharlaşma değerlerine %90 oranında yaklaşık sonuçlar elde ettiğini tespit etmiştir. Katipoğlu ve Acar [25] YSA ile veri sürekliliği çalışması yapmışlardır. Horasan İstasyonu sıcaklık verilerine ait eksik kayıtları oluşturdukları YSA modeli ile tahmin etmeye çalışmışlardır. 0,99 R² ve 0,61 OMH değerleri ile modelin eksik veriler için kullanılabilirliğini belirtmişlerdir. Gençoğlu ve Badem [26] Solar radyasyon, sıcaklık, rüzgar hızı ve nem değerlerini kullanarak, YSA ile oluşturdukları model ile Pan Buharlaşma tahminleri yapmışlardır. Oluşturdukları 36 YSA modelinin en başarılı olanı 0,86 R² ve 0,97 OMH performansı göstermiştir.

2. YÖNTEM

2.1. Materyal

Bu çalışmada Hatay Meteoroloji Müdürlüğünden temin edilen 1960-2020 yıllarına ait, Aylık Maksimum Nispi Nem (%), Aylık Maksimum Sıcaklık (°C), Aylık Minimum Nispi Nem (%), Aylık Minimum Sıcaklık (°C), Aylık Ortalama Aktüel basınç (hPa), Aylık Ortalama Maksimum Sıcaklık (°C), Aylık Ortalama Nispi Nem (%), Aylık Ortalama Rüzgar Hızı (m/s), Aylık Ortalama Sıcaklık (°C) verileri bağımsız değişkenler; Aylık Maksimum Açık Yüzey Buharlaşması (mm), Aylık Toplam Açık Yüzey Buharlaşması (mm) ve Aylık Toplam Buharlaşma Evapotranspirasyon (mm) parametreleri ise bağımlı değişkenler olarak kullanılmıştır.

Parametre olarak 60 yıl gibi geniş bir aralığa ait meteorolojik veriler kullanıldığından, bazı yıllara ait bağımlı ya da bağımsız değişken parametrelerine ulaşamamıştır. Eksik veriler, literatürde önerilen yöntemlere uygun olarak lineer enterpolasyon yöntemi ile doldurulmuştur. Bu yöntem, mevcut veri noktaları arasında doğrusal bir eğilim oluşturarak ara değerlerin tahmin edilmesini sağlamaktadır. Aykırı değerler ise Grubbs testi kullanılarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre %5'ten fazla sapma

gösteren veriler aykırı kabul edilerek model eğitimine dahil edilmemiştir. Modelin performansı, eğitim, doğrulama ve test verileriyle ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Kullanılan metrikler: R², KOH ve YOH'dir. R² (Korelasyon, Regresyon); modelin açıklayıcılık yüzdesini, KOH (Karesel Ortalama Hata); Modelin ortalama hata büyüklüğünü, YOH (Yüzdesel Ortalama Hata); Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki mutlak hata farklarını ifade eder.

2.2. Metodoloji

Çalışmada MATLAB 2021b versiyonu ile YSA metodu ve regresyon modelleri ile tahminler yapılmıştır. Regresyon modeli olarak; lineer, interaction, quadratic ve pure-quadratic regresyon modelleri kullanılmıştır. Buharlaşmaya etkiyen parametrelerin çokluğu, parametrelerin doğal fenomenler olması sebebi ile değerlerin doğrusal olmaması ve aralarındaki tutarsızlık, klasik yöntemler ile çözüm yapmayı oldukça zorlaştırmaktadır. “Sezgisel algoritmalar, doğadaki canlıların davranış ve hareketlerinden esinlenerek geliştirilen zor problemlerin çözümlerine uygulanabilen ve yaklaşık çözümler üretebilen algoritmalarlardır.” [27]. YSA’da birden fazla değişkene bağlı doğrusal çözümü olmayan problemlerin çözümü için geliştirilmiş bir sezgisel yaklaşımdır. Ayrıca model için herhangi bir ön kabul şartı olmaması YSA’yı daha kullanışlı hale getirmektedir.

“Regresyon analizi, bağımlı değişkenler ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenleri ne ölçüde etkilediğini belirlemede kullanılan bir yöntemdir.” [28]. Çalışmada kullanılan YSA modelleri Şekil 1’de görüldüğü gibi dokuz bağımlı değişkenden oluşan bir girdi katmanı, bir gizli katman ve üç bağımlı değişkenden oluşan çıktı katmanı olmak üzere üç katmanlı bir yapıya sahiptir. Bu şekilde bir yapı ile oluşturulmuş YSA modelinden dokuz adet girdi ile üç adet tahmin alınması hedeflenmektedir. Modeller çok katmanlı- ileri beslemeli ağ yapısı ile oluşturulmuş olup, söz konusu ağ yapıları YSA analizlerinde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Modellerin eğitiminde MATLAB öğrenim algoritmaları seçilmektedir. Bu algoritmalar ile farklı YSA modelleri oluşturulmaktadır. En iyi sonuca ulaşan öğrenim algoritması ile bir sonraki adıma geçilmektedir.

Matlab 2021b’de girdi ve çıktı matrisleri oluşturulurken öncelikle, Hatay Amik Ovası’na ait altmış yıllık meteorolojik veriler satırlarında bulunan 12 sütunlu bir veri matrisi oluşturulmuştur. Bu 12 sütunlu veri matrisine ait ilk 9 sütun girdi katmanına ait parametreleri (bağımsız değişken), son 3 sütun ise çıktı katmanına ait parametreleri (bağımlı değişken) temsil etmektedir.

Öncelikle 3 bağımlı değişkenli çözüm sonuçlarını kıyaslamak üzere 3 farklı bağımlı değişken için 3 ayrı çözüm yapılmıştır. 3 bağımlı değişken için 1 çözüm, 1 bağımlı değişkenler için 3 çözüm olmak üzere toplam 4 çözüm yapılmıştır. Girdi matrisleri 4 çözümde de aynı olduğu için 4 çözüm için de 9 sütunlu bir matris tanımlanmıştır.

Input=Data(:,[1 2 3 4 5 6 7 8 9])' (1)

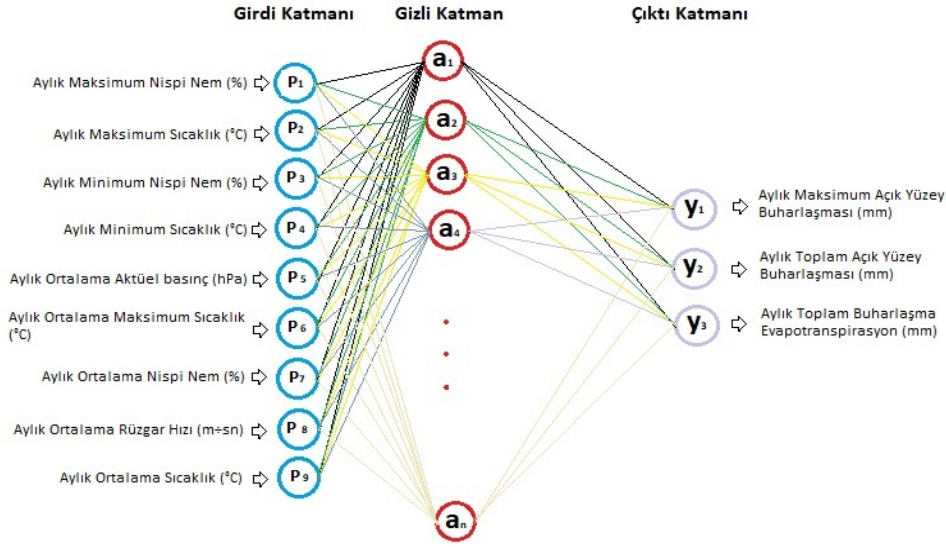
Çıktı matrisleri oluşturulurken 4 çözüm için ayrı ayrı matrisler oluşturulmuştur.

Bağımlı değişkenin “Aylık Maksimum Açık Yüzey Buharlaşması (mm)” seçildiği birinci 1 bağımlı değişkenli çözümde, hedef matrisi 10. Sütunu temsil ettiğinden hedef matrisi 10. Sütuna göre tanımlanmıştır.

Target=Data(:,10)' (2)

Bağımlı değişkenin “Aylık Toplam Açık Yüzey Buharlaşması (mm)” seçildiği ikinci 1 bağımlı değişkenli çözümde, hedef matrisi 11. Sütunu temsil ettiğinden hedef matrisi 11. Sütuna göre tanımlanmıştır.

Target=Data(:,11)' (3)



Şekil 1. Modelde kullanılan ileri beslemeli ağ yapısı – modelin giriş katmanında 9, çıktı katmanında 3 değişken bulunmaktadır

Bağımlı değişkenin “Aylik Toplam Buharlaşma Evapotranspirasyon (mm)” seçildiği üçüncü 1 bağımlı değişkenli çözümde, hedef matrisi 12. Sütunu temsil ettiğinden hedef matrisi 12. Sütuna göre tanımlanmıştır.

$$\text{Target}=\text{Data}(:,12)' \quad (4)$$

3 bağımlı değişkenin aynı çözümde tahmin edilmeye çalışıldığı üç bağımlı değişkenli çözümde, hedef matrisi: “Aylik Maksimum Açık Yüzey Buharlaşması (mm)” olan 10. Sütun, “Aylik Toplam Açık Yüzey Buharlaşması (mm)” 11. Sütun ve “Aylik Toplam Buharlaşma Evapotranspirasyon (mm)” olan 12. Sütunları temsil ettiğinden hedef matrisi 3 sütunlu olarak tanımlanmıştır.

$$\text{Target}=\text{Data}(:,[10 11 12])' \quad (5)$$

YSA modelleri bu girdi ve çıktı matrislerine göre oluşturularak tahminler yapılmıştır.

Üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan YSA modeli için en iyi modele ait, ağırlık katsayıları ve bias ağırlık katsayıları kullanılarak YSA'nın matematiksel modeli çok kolay bir şekilde elde edilebilir. Gizli katman ve çıktı katmandaki ilgili ağırlık katsayıları kullanılarak en iyi modele ait Çizelge 1'deki matematiksel fonksiyon elde edilmiştir. İlgili fonksiyon kullanılarak YSA tahminlerine matematiksel işleme de ulaşılabilmektedir.

Burada formül uygulanırken, tahmin edilmeye çalışılan üç adet buharlaşma parametresi; bağımsız değişken olarak kullanılan dokuz adet meteorolojik verinin fonksiyonu olarak formulize edilmiştir.

Bu formülde D fonksiyonu, üç adet buharlaşma parametresini; A, B, C, D, E, F, G, H ve I terimleri meteorolojik parametreleri; T ise tansig teğet sigmoid transfer fonksiyonunu temsil etmektedir. Tansig teğet sigmoid transfer fonksiyonu açık olarak:

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{(1+\exp(-2+n))} - 1 \quad (6)$$

şeklindedir

Çizelge 1'de **A:** Aylik Maksimum Nispi Nem (%), **B:** Aylik Maksimum Sıcaklık (°C), **C:** Aylik Minimum Nispi Nem (%), **D:** Aylik Minimum Sıcaklık (°C), **E:** Aylik Ortalama Aktüel basınç (hPa), **F:** Aylik Ortalama Maksimum Sıcaklık (°C), **G:** Aylik Ortalama Nispi Nem (%), **H:** Aylik Ortalama Rüzgar Hızı (m/s) ve **I:** Aylik Ortalama Sıcaklık (°C) ifadeleridir.

Çizelge 2. YSA modeli BİAS ağırlık katsayıları

$D = \text{hansig}$	hansig	0.165069	-0.004665	-0.179673	-0.700355	-0.103082	-0.005902	-0.234148	0.655273	0.327931	\times	A B C D E F G H I	$+$	1.180611	0.91566	-1.126673	-0.881567	\times	T	0.881567
		0.29939	0.068556	-0.130295	0.00565	0.117641	-0.565301	0.404010	0.574555	0.919314				1.607484	2.528918	-0.843854	1.156645			1.156645
		-0.159093	-0.650963	-0.388333	0.065341	0.931485	0.497327	0.3541	0.060334	0.055735				0.751916	-0.318463	-1.293287	0.119215			0.119215
		0.20967	0.475952	-0.604802	0.11925	-0.697847	-0.6834	0.544034	-0.933711	-0.935597				0.50837	0.021383	-2.447689	-1.450548			-1.450548
		0.04048	-0.314087	0.681828	-0.517095	-0.225495	-0.298218	-0.575087	0.827869	0.426346				-1.542052	-1.109258	0.622587	0.048223			0.048223
		-0.26974	-0.661348	-0.083355	0.310567	2.284322	0.522729	0.173226	1.001684	0.397314				1.788598	0.296465	3.120856	-0.154756			-0.154756
		-0.14807	-0.091492	0.053805	0.509987	0.44435	-0.034013	0.059677	-0.270272	0.063329				-1.806863	1.934258	-0.971923	0.884809			0.884809
		0.096179	-0.247979	-0.216563	0.244997	-0.273525	0.233736	0.985429	0.114678	-0.118441				1.22059	-1.081377	1.64081	0.395249			0.395249
		-0.282442	0.094981	0.374063	-0.414461	-1.107194	0.293564	-0.22241	0.446202	-0.296182				-0.765273	1.09402	1.035304	0.160612			0.160612
		0.146156	-0.103178	0.47722	-0.16579	-0.030043	-0.915866	0.152687	-0.138713	0.285103				-1.426761	-2.668318	-1.579989	0.005512			0.005512
		-0.082818	0.008184	0.330262	-0.099114	0.338185	0.019716	0.108272	-0.030668	0.025476				-1.199518	2.136719	-1.710628	-0.920003			-0.920003
		-0.097534	-0.388668	-0.307639	-0.616523	0.121298	-0.864141	-0.586694	-0.692128	-0.59962				0.47655	0.337659	0.457162	-0.197261			-0.197261
		-0.0802	0.100329	0.132532	-0.254785	-0.484464	0.314033	-0.140251	1.03254	0.372867				2.067758	-0.46776	0.494911	0.338933			0.338933
		0.332204	0.71511	-0.22151	0.536367	-0.350427	0.24012	0.097473	0.174471	-0.214797				0.27037	-0.855547	0.890003	0.548488			0.548488
		-0.148572	-0.063734	-0.118187	0.41346	-0.000962	0.292121	0.060138	0.105048	-0.3345				-0.918699	-1.383366	0.241172	0.888382			0.888382
		-0.220036	0.562265	0.608445	0.380496	-0.687119	-0.607045	0.61138	-0.44112	-0.189248				-1.870636	1.648929	0.837959	-1.096365			-1.096365
		0.788705	0.250228	-0.01339	0.321901	0.867984	-0.295495	0.753171	0.494544	0.809151				-0.607281	1.529186	-1.538598	-1.058773			-1.058773
		-0.35094	-0.142816	0.624016	0.028209	-0.238591	-0.11558	0.033574	0.061183	0.167869				1.133587	0.609037	0.850847	1.217135			1.217135
		0.717656	0.066205	-0.443867	0.296586	1.21629	0.72482	0.671177	0.630299	0.274389				1.531651	-1.23907	-0.805208	0.435092			0.435092
		0.034306	0.56986	-0.089758	-0.237768	-1.424619	-0.231476	-0.753791	0.904747	-0.477441				1.73011	-0.514133	2.083047	-0.197755			-0.197755
														5.699301	-0.113997	-5.858328				

Regresyon modeli olarak; linear, interaction, quadratic ve pure-quadratic regresyon modelleri kullanılmıştır.

Linear Çoklu Regresyon eşitliği:

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n) + \varepsilon_i \quad (7)$$

X_i (i = 1, ..., n) bağımsız değişken, 'Yi' bağımlı değişken, ' β ' regresyon katsayıları ve ' ε ' ise hata ifadeleridir.

Interaction Çoklu Regresyon (I-ÇR) eşitliği:

$$Y_{I-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1 * x_2 + \beta_6 * x_1 * x_3 + \beta_7 * x_1 * x_4 + \beta_8 * x_2 * x_3 + \beta_9 * x_2 * x_4 + \beta_{10} * x_3 * x_4) + \varepsilon_i \quad (8)$$

'x' bağımsız değişken, ' β ' regresyon katsayıları, ve ' ε ' ise hata ifadeleridir.

Quadratic Çoklu Regresyon (Q-ÇR) eşitliği:

$$Y_{Q-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_1^2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1 * x_2 + \beta_6 * x_1 * x_3 + \beta_7 * x_1 * x_4 + \beta_8 * x_2 * x_3 + \beta_9 * x_2 * x_4 + \beta_{10} * x_3 * x_4 + \beta_{11} * x_1^2 + \beta_{12} * x_2^2 + \beta_{13} * x_3^2 + \beta_{14} * x_4^2) + \varepsilon_i \quad (9)$$

'x' bağımsız değişken, ' β ' regresyon katsayıları ve ' ε ' ise hata ifadeleridir.

Pure-Quadratic Çoklu Regresyon (PQ-ÇR) eşitliği:

$$Y_{PQ-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1^2 + \beta_6 * x_2^2 + \beta_7 * x_3^2 + \beta_8 * x_4) + \varepsilon_i \quad (10)$$

denklemleri ile ifade edilmektedir.

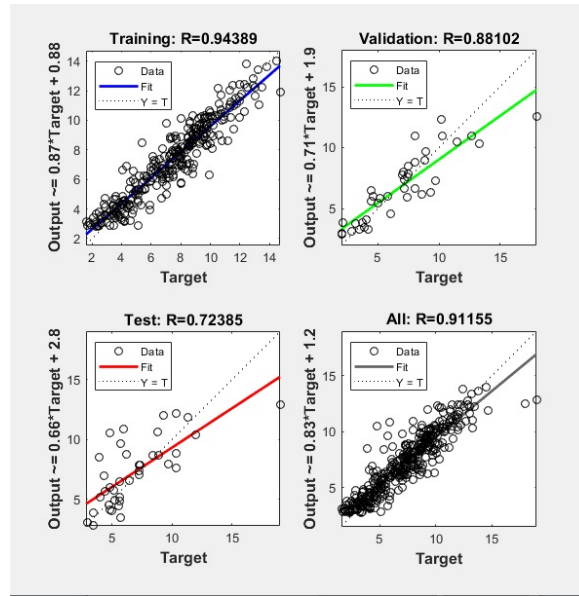
3. ARAŞTIRMA BULGULARI

Çalışmada YSA modelleri oluşturulurken mevcut altmış yıllık meteorolojik veriler yardımıyla üç farklı buharlaşma parametresi tahmini yapılmaya çalışılmaktadır. Modellerin eğitim, öğrenme ve test oranları (%80-%10-%10) olarak seçilmiştir. %80-%10-%10 oranları literatürde yaygın olarak kullanılan oranlar olup, modelin aşırı öğrenmesini engellemek ve genel performansını değerlendirmek amacıyla eğitim ve test ayrı seçilmiştir. Bu oranların değiştirilmesi durumunda, test verisinin küçük tutulması modelin genelleme kabiliyetini azaltabilirken, eğitim verisinin fazla olması aşırı öğrenmeye neden olabilmektedir. Modellerin gizli katmanlarında farklı nöron sayıları bulunmaktadır. Ayrıca modeller farklı öğrenim algoritmaları ile eğitilmektedir ve farklı transfer fonksiyonlarına sahiptirler.

3.1. Aylık Maksimum Açık Yüze Buharlaşması (mm) Tahmini

Aylık Maksimum Açık Yüze Buharlaşması (mm) (A.M.A.Y.B.) tahmini için oluşturulan 1 bağımlı değişkenli yapay sinir ağı ile yapılan tahminler sonucu meteorolojiden alınan gerçek A.M.A.Y.B.

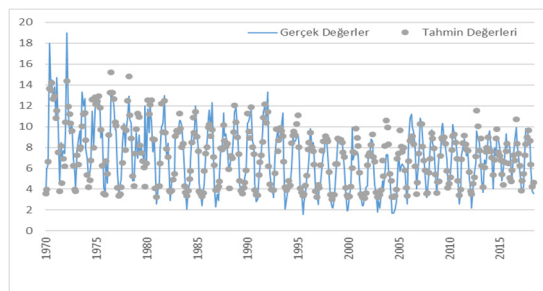
değerlerine %15,57'lik bir ortalama hata oranı ile yaklaşım sağlanmıştır. Gerçek verilere oranla tahminler kıyaslandığında bazı aylarda %0,015'lik bir yaklaşımla neredeyse gerçek değerler tahmin edilmiştir. Tahminler ve gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon değerleri Şekil 2'de görüleceği üzere eğitim için R:0,943, öğrenme için R:0,881, test için 0,723 ve toplam R:0,911'tir. A.M.A.Y.B. tahmini için oluşturulan YSA modelinin yaptığı tahminlerin gerçek A.M.A.Y.B. değerleri ile Şekil 3'te karşılaştırılmıştır. A.M.A.Y.B. tahmini için 4 farklı regresyon metodu ile yapılan çözümde ise Çizelge 2'de görüleceği üzere Lineer Regresyon Modeli: R:0,714, karesel ortalama hata %2,605, yüzdesel ortalama hata %18,682 ve minimum hata %0,056; İnteraction Regresyon Modeli: R:0,777, karesel ortalama hata %2,237, yüzdesel ortalama hata %16,010 ve minimum hata %0,033; Quadratic Regresyon Modeli: R:0,797, karesel ortalama hata %2,101, yüzdesel ortalama hata %15,540 ve minimum hata %0,045; Pure- Quadratic Model ise: R:0,739, karesel ortalama hata %2,436, yüzdesel ortalama hata %17,423 ve minimum hata %0,038 değerleri ile gerçek A.M.A.Y.B. değerlerine yaklaşım sağlamıştır. A.M.A.Y.B. tahmini için regresyon metotları ile yapılan çözümlerde Çizelge 3'deki değerlerde de görüleceği üzere en yaklaşık sonucu Quadratic Regresyon Modeli vermiştir. Gerçek A.M.A.Y.B. değerleri ile Quadratic Regresyona ait tahmin değerlerinin karşılaştırılması Şekil 4'te verilmiştir. Minimum hatalar nispetinde değerlendirildiğinde ise Quadratic Regresyon Modeli diğer regresyon modellerine göre daha düşük performans göstermiştir.



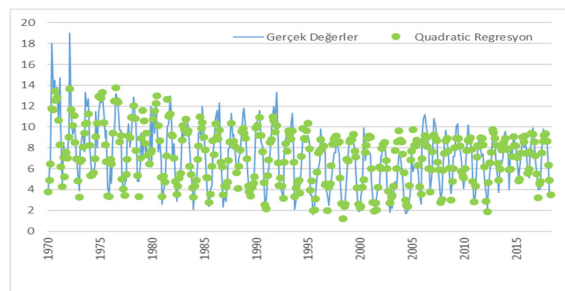
Şekil 2. YSA regresyon grafiği

Çizelge 2. Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm) regresyon tahmini performans değerleri

Model	Korelasyon (R)	Karesel ortalama hata	Yüzdesel ortalama hata
Lineer	0,714	2,605	18,682
Interaction	0,777	2,237	16,010
Quadratic	0,797	2,101	15,540
Pure-Quadratic	0,739	2,436	17,423



Şekil 3. Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm) YSA tahmini grafiği



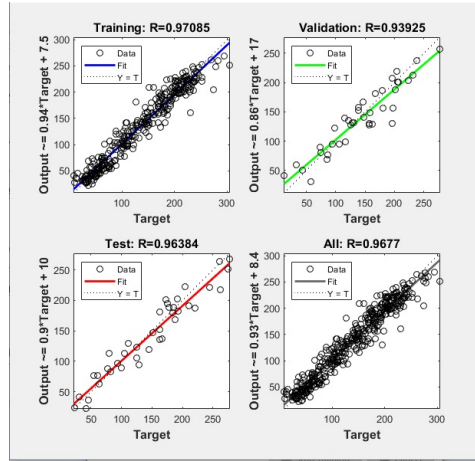
Şekil 4. Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm) regresyon tahmini grafiği

3.2. Aylık Toplam Açık Yüzy Buharlaşması (mm) Tahmini

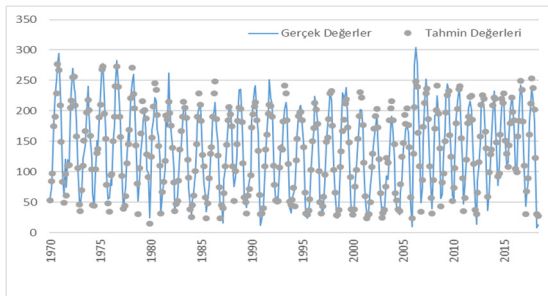
Aylık Toplam Açık Yüzy Buharlaşması (mm) (A.T.A.Y.B.) tahmini için oluşturulan 1 bağımlı değişkenli yapay sinir ağı ile yapılan tahminler sonucu meteorolojiden alınan gerçek A.T.A.Y.B. değerlerine %14,03'lük bir ortalama hata oranı ile yaklaşım sağlanmıştır. Gerçek verilere oranla tahminler kıyaslandığında bazı aylarda %0,032'lik bir yaklaşımla gerçek değerlere oldukça yaklaşık tahminler elde edilmiştir. Tahminler ve gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon değerleri Şekil 5'te görüleceği üzere eğitim için R:0,970, öğrenme için R:0,939, test için 0,963 ve toplam R:0,967'tir. A.T.A.Y.B. tahmini için oluşturulan YSA modelinin yaptığı tahminlerin gerçek A.T.A.Y.B. değerleri ile Şekil 6'da karşılaştırılmıştır. A.T.A.Y.B. tahmini için 4 farklı regresyon metodu ile yapılan çözümde ise Çizelge 3'te görüleceği üzere Linear Regresyon Modeli: R:0,908, karesel ortalama hata %461,840, yüzdesel ortalama hata %18,288 ve minimum hata %0,063; İnteraction Regresyon Modeli: R:0,933, karesel ortalama hata %371,948, yüzdesel ortalama hata %14,676 ve minimum hata %0,012; Quadratic Regresyon Modeli: R:0,938, karesel ortalama hata %355,135, yüzdesel ortalama hata %14,511 ve minimum hata %0,065; Pure- Quadratic Model ise: R:0,921, karesel ortalama hata %405,556, yüzdesel ortalama hata %16,586 ve minimum hata %0,024 değerleri ile gerçek A.T.A.Y.B. değerlerine yaklaşım sağlamıştır. A.T.A.Y.B. tahmini için regresyon metotları ile yapılan çözümlerde Çizelge 3'teki değerlerde de görüleceği üzere en yaklaşık sonucu Quadratic Regresyon Modeli vermiştir. Gerçek A.T.A.Y.B. değerleri ile Quadratic Regresyona ait tahmin değerlerinin karşılaştırılması Şekil 7'de verilmiştir. Minimum hatalar nispetinde değerlendirildiğinde ise Quadratic Regresyon Modeli diğer regresyon modellerine göre daha düşük performans göstermiştir.

Çizelge 3. Aylık toplam açık yüzy buharlaşması (mm) regresyon tahmini performans değerleri

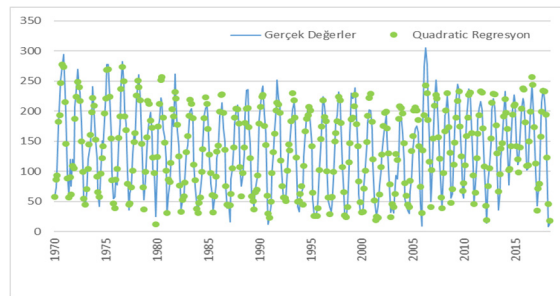
Model	Korelasyon (R)	Karesel ortalama hata	Yüzdesel ortalama hata
Linear	0,908	461,840	18,288
Interaction	0,933	371,948	14,676
Quadratic	0,938	355,135	14,511
Pure-Quadratic	0,921	405,556	16,586



Şekil 5. YSA regresyon grafiği



Şekil 6. Aylık toplam açık yüzy buharlaşması (mm) YSA tahmini grafiği



Şekil 7. Aylık toplam açık yüzy buharlaşması (mm) regresyon tahmini grafiği

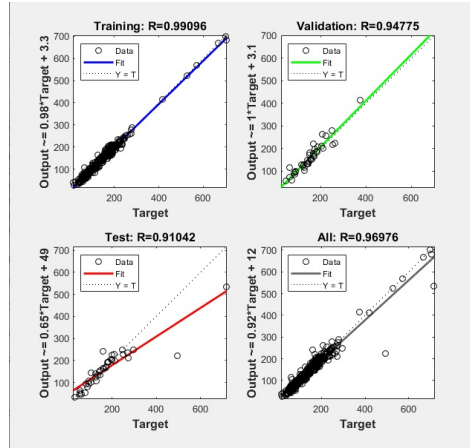
3.3. Aylık Toplam Buharlaşıma Evapotranspirasyon (mm) Tahmini

Aylık Toplam Buharlaşıma Evapotranspirasyon (mm) (A.T.B.E.) tahmini için oluşturulan 1 bağımlı değişkenli yapay sinir ağı ile yapılan tahminler sonucu meteorolojiden alınan gerçek A.T.B.E. değerlerine %9,08'lük bir ortalama hata oranı ile yaklaşım sağlanmıştır. Gerçek verilere oranla tahminler kıyaslandığında bazı aylarda %0,033'lük bir yaklaşımla gerçek değerlere oldukça yaklaşık tahminler elde edilmiştir. Tahminler ve gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon değerleri Şekil 8'de görüleceği üzere eğitim için R:0,990, öğrenme için R:0,947, test için 0,910 ve toplam R:0,969'dır. A.T.B.E. tahmini için oluşturulan YSA modelinin yaptığı tahminlerin gerçek A.T.B.E. değerleri ile Şekil 9'da karşılaştırılmıştır. A.T.B.E. tahmini için 4 farklı regresyon metodu ile yapılan çözümde ise Çizelge 4'te görüleceği üzere Lineer Regresyon Modeli: R:0,589, karesel ortalama hata %3441,205, yüzdesel ortalama hata %23,868 ve minimum hata %0,044; İnteraction Regresyon Modeli: R:0,792, karesel ortalama hata %1925,463, yüzdesel ortalama hata %21,637 ve minimum hata %0,102; Quadratic Regresyon Modeli: R:0,834, karesel ortalama hata %1579,064, yüzdesel ortalama hata %20,963 ve minimum hata %0,085; Pure- Quadratic Model ise: R:0,771, karesel ortalama hata %1965,437, yüzdesel ortalama hata %21,072 ve minimum hata %0,086 değerleri ile gerçek A.T.B.E. değerlerine yaklaşım sağlamıştır.

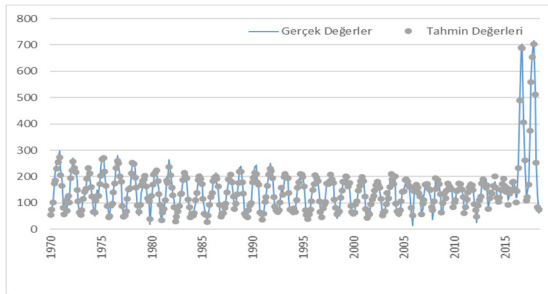
Çizelge 4. Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm) regresyon tahmini performans bilgileri

Model	Korelasyon (R)	Karesel ortalama hata	Yüzdesel ortalama hata
Linear	0,589	3441,205	23,868
İnteraction	0,792	1925,463	21,637
Quadratic	0,834	1579,064	20,963
Pure-Quadratic	0,771	1965,437	21,072

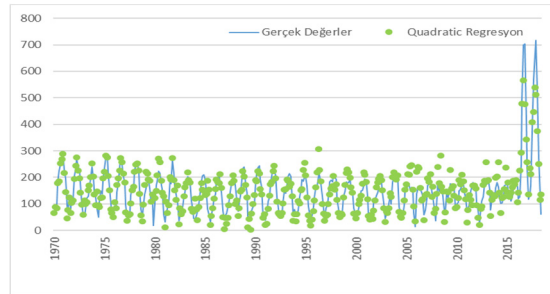
A.T.B.E. tahmini için regresyon metotları ile yapılan çözümlerde Çizelge 4'teki değerlerde de görüleceği üzere en yaklaşık sonucu Quadratic Regresyon Modeli vermiştir. Gerçek A.T.B.E. değerleri ile Quadratic Regresyona ait tahmin değerlerinin karşılaştırılması Şekil 10'da verilmiştir. Minimum hatalar nispetinde değerlendirildiğinde ise Quadratic Regresyon Modeli lineer regresyon modeline göre daha düşük; interaction ve pure quadratic regresyon modellerine göre ise daha iyi performans göstermiştir.



Şekil 8. YSA regresyon grafiği



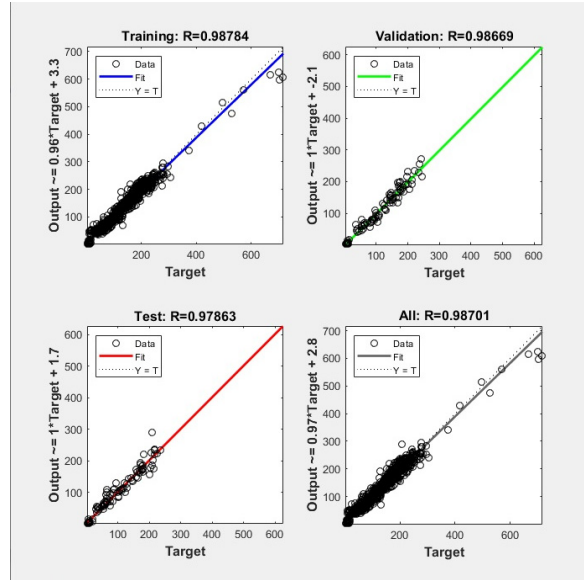
Şekil 9. Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm) YSA tahmini grafiği



Şekil 10. Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm) regresyon tahmini grafiği

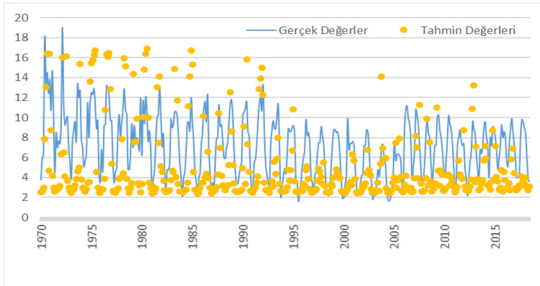
3.4. Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin

A.M.A.Y.B., A.T.A.Y.B. ve A.T.B.E'nin birlikte tahmini için yapılan 3 bağımlı değişkenli çözümde Şekil 1'de görüldüğü gibi bir ağ yapısı oluşturulmuştur. Oluşturulan ağ ile yapılan tahminler sonucu meteorolojiden alınan gerçek A.M.A.Y.B., A.T.A.Y.B. ve A.T.B.E değerlerine %22,94'lük bir ortalama hata oranı ile yaklaşım sağlanmıştır. Gerçek verilere oranla tahminler kıyaslandığında bazı aylarda %0,016'lık bir yaklaşımla neredeyse gerçek değerler tahmin edilmiştir. Tahminler ve gerçek değerler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon değerleri Şekil 11'de görüleceği üzere eğitim için R:0,987, öğrenme için R:0,986, test için 0,978 ve toplam R:0,987'dir.

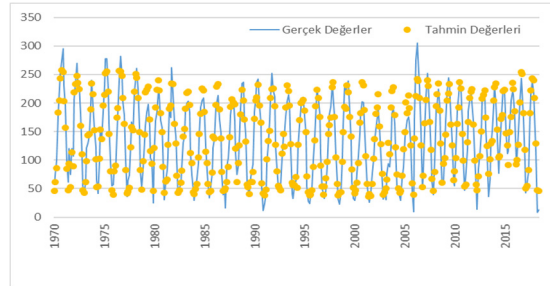


Şekil 11. YSA regresyon grafiği

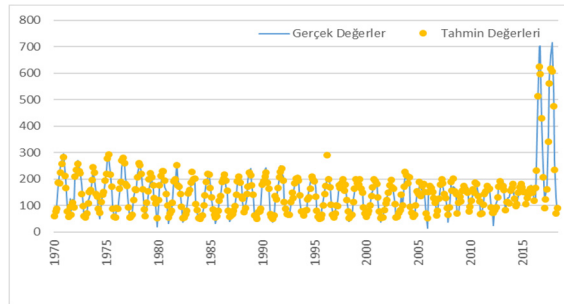
A.M.A.Y.B., A.T.A.Y.B. ve A.T.A.B'nin birlikte tahmini için oluşturulan YSA modelinin yaptığı tahminlerin gerçek A.M.A.Y.B. değerleri ile karşılaştırılması Şekil 12'de, gerçek A.T.A.Y.B. değerleri ile karşılaştırılması Şekil 13'de, gerçek A.T.B.E Şekil 14'te verilmiştir.



Şekil 12. Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm) üç bağımlı değişkenle tahmini grafiği



Şekil 13. Aylık toplam açık yüzey buharlaşması (mm) üç bağımlı değişkenle tahmini grafiği



Şekil 14. Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm) üç bağımlı değişkenle tahmini grafiği

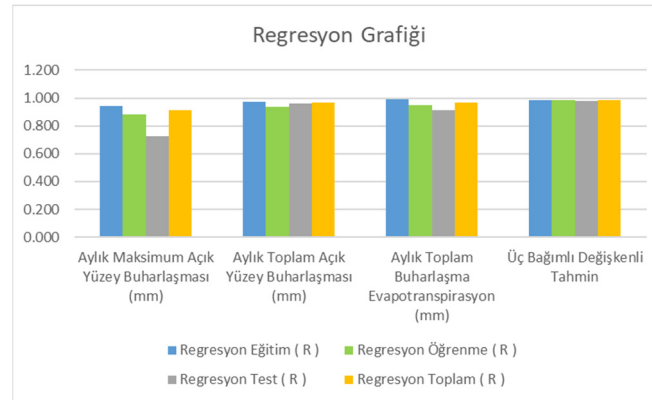
4. SONUÇLAR

Çizelge 5'teki YSA tahmin sonuçları incelendiğinde: Ortalama Hata (%) üzerinden değerlendirme yapıldığında, A.T.B.E. tahmini için oluşturulan modelin %9,08 hata oranı ile en yaklaşık sonucu verdiği görülmektedir. A.M.A.Y.B. tahmini için oluşturulan model %15,57 ve A.T.A.Y.B. tahmini için oluşturulan model %14,03'lük hata oranları ile literatürdeki çalışmalara kıyaslandığında gerçek değerlere ortalama bir yaklaşım sağlamıştır. Ortalama Hata (%) oranında Üç Bağımlı Değişkenli Tahmini için oluşturulan model %22,94 hata oranı göstererek; bir bağımlı değişken ile yapılan tahminlere oranla düşük performans göstermiştir. Ancak literatürdeki çalışmalara bakıldığında %22,94'lük bir hata oranı kabul edilebilir düzeydedir. Öte yandan sonuçlar Minimum Hata Oranı (%) üzerinden incelendiğinde; A.M.A.Y.B. tahmini için oluşturulan model bazı aylarda %0,015'lik bir minimum hata oranı ile gerçek değerlere oldukça yakın sonuçlar vermiştir. Üç Bağımlı Değişkenli Tahmini için oluşturulan model de %0,016'lık minimum hata oranı ile oldukça iyi performans göstermiştir. A.T.B.E. tahmini için oluşturulan model %0,033'lük, A.T.A.Y.B. tahmini için oluşturulan model ise 0,032'lik minimum hata oranları ile gerçek değerlere yaklaşım sağlamışlardır. Hata oranlarının en yüksek olduğu aylar Temmuz ve Ağustos olup, bu dönemde yüksek sıcaklık değişimleri ve ani buharlaşma artışları nedeniyle modelin performansı düşmüştür.

Çizelge 5. YSA hata oranları ve YSA regresyon değerlerinin karşılaştırılması

	Ortalama hata (%)	Minimum hata (%)	Regresyon eğitim (R)	Regresyon öğrenme (R)	Regresyon test (R)	Regresyon toplam (R)
Tahminler						
Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm)	15,570	0,0150	0,943	0,881	0,723	0,911
Aylık toplam açık yüzey buharlaşması (mm)	14,030	0,0320	0,970	0,939	0,963	0,967
Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm)	9,080	0,0330	0,990	0,947	0,910	0,969
Üç bağımlı değişkenli tahmin	22,940	0,0160	0,987	0,986	0,978	0,987

YSA ile yapılan tahmin sonuçları regresyon değerleri açısından incelendiğinde; Çizelge 5'teki regresyon değerleri ve Şekil 15'teki regresyon grafiğinde görüleceği üzere eğitim için en iyi regresyon değeri 0,990 ile A.T.B.E. tahmini için oluşturulan modele, öğrenme için en iyi regresyon değeri 0,986 ile Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin için oluşturulan modele, test için en iyi regresyon değeri 0,978 ile Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin için oluşturulan modele aittir. Toplam regresyon değeri olarak bakıldığında R:0,987 ile Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin için oluşturulan model en iyi regresyon sonucunu vermiştir. Buharlaşma sonuçlarına ait her bir parametre için ayrı ayrı dört farklı regresyon modeli ile çözüm yapılmıştır.



Şekil 15. YSA regresyon grafiği

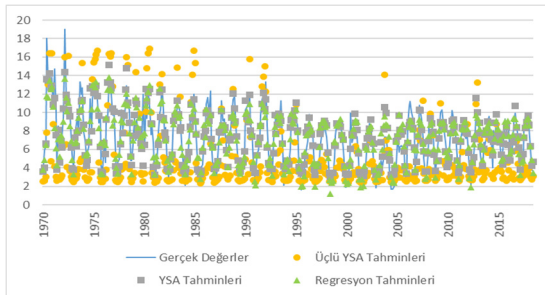
A.M.A.Y.B., A.T.A.Y.B. ve A.T.B.E. olmak üzere üç parametre için de regresyon modelleri içinde en yaklaşık sonuçları Quadratic Regresyon modeli vermiştir. Quadratic Regresyona ait tahmin sonuçları Çizelge 6'da verilmiştir. Çizelge 6'daki Quadratic Regresyona ait sonuçlar kendi içerisinde değerlendirildiğinde: regresyon değerleri açısından incelendiğinde en iyi sonucu 0,938 regresyon değeri ile A.T.A.Y.B. için yapılan tahmin, Karesel Ortalama Hata (%) değerleri açısından incelendiğinde en iyi sonucu %210,100 hata oranı ile A.M.A.Y.B. için yapılan tahmin, Yüzdese Ortalama Hata (%) değerleri açısından incelendiğinde en iyi sonucu %14,511 hata oranı ile A.T.A.Y.B. için yapılan tahmin ve Minimum Hata (%) değerleri açısından incelendiğinde en iyi sonucu %0,045 ile A.M.A.Y.B. için yapılan tahmin

vermiştir. Quadratic Regresyona ait sonuçlar, Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin İçin Oluşturulan YSA Modeli sonuçları ile kıyaslandığında ise Yüzdesele Ortalama Hata (%) nispetinde üç bağımlı değişkenli YSA tahminine ait sonuçlar Quadratic Regresyon ait sonuçlara göre daha düşük performans göstermiştir. Regresyon değerleri ve Minimum Hata (%) açısından yapılan değerlendirmede ise Üç Bağımlı Değişkenli Tahmin İçin Oluşturulan YSA Modeli, Quadratic Regresyonla yapılan tahminlere oranla çok daha iyi sonuç vermiştir.

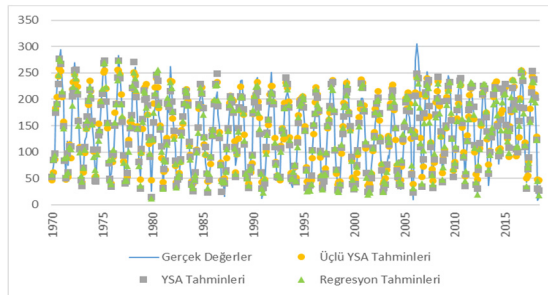
A.M.A.Y.B. için farklı metodlarla yapılan tahminler Şekil 16'da, A.T.A.Y.B. için farklı metodlarla yapılan tahminler Şekil 17'de ve A.T.B.E. için farklı metodlarla yapılan tahminler Şekil 18'de birlikte karşılaştırılmıştır. Üç bağımlı değişkenli tahmin oluşturulan YSA modeli ortalama yüzdesel hatalar (%) bazında ayrı ayrı yapılan YSA çözümleri ve regresyon çözümlerine oranla daha düşük performans göstermiştir ancak üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan model, ortalama hatalar (%) bazında ele alındığında, bir bağımlı değişkenler için yapılan çözümlere ve regresyon çözümlerine oranla düşük performans göstermiştir ancak ortalama hata oranları literatürdeki çalışmalarla kıyaslandığında kabul edilebilecek seviyelerdedir.

Çizelge 6. Quadratic regresyona ait sonuçlar

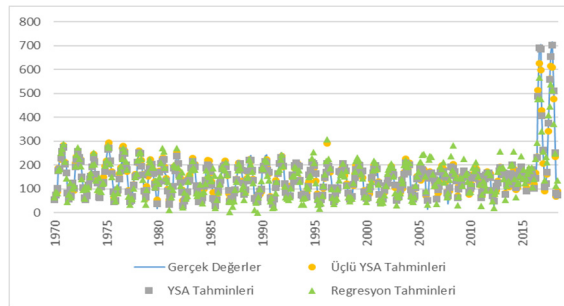
Quadratic regresyon modeline ait sonuçlar		Regresyon	Karesel ortalama hata (%)	Yüzdesele ortalama hata (%)	Minimum hata (%)
Tahminler	Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm)	0,797	210,100	15,540	0,045
	Aylık toplam açık yüzey buharlaşması (mm)	0,938	355,135	14,511	0,065
	Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm)	0,834	1579,064	20,963	0,085



Şekil 16. Aylık maksimum açık yüzey buharlaşması (mm) tahminleri toplu karşılaştırma grafiği



Şekil 17. Aylık toplam açık yüzey buharlaşması (mm) tahminleri toplu karşılaştırma grafiği



Şekil 18. Aylık toplam buharlaşma evapotranspirasyon (mm) tahminleri toplu karşılaştırma grafiği

Regresyon değerleri açısından kıyaslandığında eğitim için R:0,987, öğrenme için R:0,986, test için 0,978 ve toplam R:0,987 değerleri ile bir bağımlı değişkenli çözümlere ve regresyon çözümlerine oranla oldukça iyi seviyede performans göstermiştir. Üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan model minimum hatalar (%) nispetinde değerlendirildiğinde de bir bağımlı değişkenli çözümlere ve regresyon çözümlerine oranla daha iyi performans göstermiştir. Oluşturulan tüm modeller ele alındığında, en iyi modele ait performans değerleri eğitim için R:0,987, öğrenme için R:0,986, test için 0,978 ve toplam R:0,987 olan; üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan modele aittir. Ayrıca üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan modele ait regresyon değerleri kendi arasında da tutarlıdır.

Üç bağımlı değişkenli tahmin için oluşturulan modelin nasıl bir amaç için kullanılabileceğinden, avantajlarından ve dezavantajlarından bahsetmek gerekirse, bu model, tarımsal sulama yönetimi, su kaynakları planlaması ve taşkın kontrol sistemlerinde karar destek aracı olarak kullanılabilir. Ayrıca:

- Aynı parametreye ait değişik sonuçları, YSA ağırlık ve bias katsayıları değişmeden aynı transfer fonksiyonları ve aynı model yapısı ile tek çözümde kendi içinde de kıyaslama imkanı vermektedir. Örneğin yine buharlaştırma ele alındığında, birinci bağımlı değişken olarak gerçek değerler, ikinci bağımlı değişken olarak ampirik yöntemlere ait sonuçlar, üçüncü bağımlı değişken olarak ise geleceğe yönelik tahmin sonuçları girildiğinde üç sonuca da aynı işlemlerle yaklaşım sağlanacağından; değerleri kendi arasında kıyaslamak ya da sonuçları değerlendirmek daha kolay olacaktır.
- Çözüm süresi kısalmakta ve veri sonuç yoğunluğu azalmaktadır.
- YSA regresyon değerleri ve minimum hata (%) değerleri olarak çok iyi sonuçlar alınmasına rağmen ortalama yüzdesel hata (%) değerlerindeki nispi performans düşüklüğü dezavantaj olarak nitelendirilebilir.

Öte yandan Bu model, yarı kurak ve kurak bölgelerde benzer iklim koşullarında uygulanabilir. Ancak, bölgesel faktörler göz önüne alınarak tekrar eğitilmesi önerilmektedir.

5. KAYNAKLAR

1. Taşar, B., Üneş, F., Demirci, M. ve Ziya Kaya, Y. (2018). Yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak buharlaştırma miktarı tahmini. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 9, 543-551.
2. Terzi, Ö. ve Keskin, M.E. (2005). Yapay sinir ağları yaklaşımı kullanılarak günlük tava buharlaştırma tahmini. *İMO Teknik Dergi*, 3683-3693.
3. Doğan, E., Işık, S. ve Sandalcı, M. (2007). Günlük buharlaşmanın yapay sinir ağları kullanarak tahmin edilmesi. *İMO Teknik Dergi*, 4119-4131.
4. Dindar, K.K. (2010). Yapay sinir ağları yaklaşımı ile Tahtaköprü barajındaki aylık buharlaştırma miktarının tahmini. *Yüksek Lisans Tezi*, Mustafa Kemal Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.
5. Kişi, Ö. ve Afşar, S. (2010). Yapay sinir ağı ve bulanık-yapay sinir ağı yöntemleri kullanılarak tava buharlaştırma tahmini. *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, 3(1), 45-51.
6. Üneş, F., Varçin, H. ve Dindar, K.K. (2011). Yapay sinir ağları yaklaşımı ile Tahtaköprü Barajındaki aylık buharlaştırma tahmini. *E-Journal Of New World Sciences Academy Engineering Sciences*, 6(1), 114-125.
7. Yıldız, F.E. ve Gürer, İ. (2014). Sultansazlığı sulak alanı için buharlaştırma yöntemlerinin karşılaştırılması. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2(3), 247-254.
8. Gümüş, V., Şimşek, O., Soydan, N.G., Aksöz, M.S. ve Yenigün, K. (2015). Adana istasyonunda buharlaşmanın farklı yapay zekâ yöntemleri ile tahmini. *VIII. Ulusal Hidroloji Kongresi*, 309-318.
9. Kaya, Y.Z., Mamak, M. ve Üneş, F. (2016). Evapotranspiration prediction using M5t data mining method. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 3(12), 225-229.
10. Üneş, F., Kaya, Y.Z., Mamak, M. ve Demirci, M. (2017). Evapotranspiration estimation using support vector machines and hargreaves-samani equation for St. Johns, Fl, Usa. *10th International Conference On Environmental Engineering, ICEE 2017*.
11. Mamak, M., Üneş, F., Kaya, Y.Z. ve Demirci, M. (2017). Evapotranspiration prediction using adaptive neuro-fuzzy inference system and penman Fao 56 Equation for St. Johns, Fl, Usa. *10th International Conference On Environmental Engineering, ICEE 2017*.
12. Gümüş, V., Yenigün, K., Toprak, Z. F. ve Oruç Baçi, N. (2018). Şanlıurfa ve Diyarbakır istasyonlarında sıcaklık tabanlı buharlaştırma tahmininde YSA, ANFIS ve GEP yöntemlerinin karşılaştırılması. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 9, 553-562.
13. Özel, A. (2018). Meteorolojik verileri kullanarak aylık tava buharlaşmasını tahmin etmek için yapay zeka metodlarının uygulanması. *Yüksek Lisans Tezi*, Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Konya.
14. Üneş, F., Taşar, B., Kaya, Y.Z. ve Demirci, M. (2018). The evaluation and comparison of daily reference evapotranspiration with ann and empirical methods. *Natural And Engineering Sciences*, 3(3), 54-64.
15. Özel, A. Büyükyıldız, M. (2019). Aylık buharlaştırma tahmininde yapay zeka yöntemlerinin kullanılabilirliği. *Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 8(1), 244-254.

16. Doğan, A. (2019). Namazgâh barajına ait buharlaşma miktarının yapay sinir ağı ile tahmin edilmesi. *Yüksek Lisans Tezi*, Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
17. Yıldırım, D., Cemek, B. ve Küçüktopçu, E. (2019). Bulanık yapay sinir ağları ve çok katmanlı yapay sinir ağları ile günlük buharlaşma tahmini. *Toprak Su Dergisi*, 24-31.
18. Özdülkar, K., Üneş, F., Demirci, M. ve Kaya, Y.Z. (2019). Günlük buharlaşma miktarının bulanık mantık yöntemleri kullanılarak bölgesel olarak modellenmesi. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 2(1), 23-29.
19. Üneş, F., Kaya, Y.Z. ve Mamak, M. (2020). Daily reference evapotranspiration prediction based on climatic conditions applying different data mining techniques and empirical equations. *Theoretical And Applied Climatology*, 141(1-2), 763-773.
20. Doğan, S. (2020). Günlük buharlaşma miktarının yapay sinir ağları metotları ve klasik yöntemlerle tahmini. *Yüksek Lisans Tezi*, İskenderun Teknik Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.
21. Üneş, F. ve Kaya, Y.Z. (2021). Evaluation of long-term air temperature, precipitation and flow rate parameters trend change using different approaches: A case study of Amik Plain, Hatay. *Theoretical And Applied Climatology*, 146(3-4), 1157-1173.
22. Gümüş, V., Yeşiltaş, Y. ve Şimşek, O. (2021). Yapay zekâ yöntemleri ile Adıyaman ve Diyarbakır istasyonlarının aylık tava buharlaşmalarının tahmin edilmesi. *Türk Doğa ve Fen Dergisi*, 10(2), 112-122.
23. Özdülkar, K. (2021). Günlük referans buharlaşma miktarının yapay zeka yöntemleri ve ampirik denklemler ile tahmini. *Yüksek Lisans Tezi*, İskenderun Teknik Üniversitesi Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.
24. Tütüncü, Ö. (2022). Yapay sinir ağları (YSA) modeli ile su yüzeyinden buharlaşmanın tahmini atatürk barajı örneği. *Yüksek Lisans Tezi*, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilecik.
25. Katipoğlu, O.M. ve Acar, R. (2021). Eksik sıcaklık verilerinin yapay sinir ağları (YSA) ile tahmin edilmesi. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 12(2), 431-438
26. Gençoğlu, C. ve Badem, H. (2024). Yapay sinir ağları kullanarak iklim parametrelerinden Pan buharlaşmanın tahmin edilmesi. *AgriTR Science*, 6(2), 122-128.
27. Göçmen, S. (2018). Gezgin satıcı problemleri baz alınarak multimodal taşımacılık güzergâhlarının optimizasyonu ve akıllı ulaşım sistemlerine entegrasyonu. *Yüksek Lisans Tezi*, İskenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Hatay.
28. Cansız, Ö.F. (2018). By using logarithmic regression and artificial neural network to improve prediction model of dead number resulted from road traffic accidents in Turkey. *Karaelmas Science And Engineering Journal*, 8(2), 446-453.

