

Öne Çıkan Sonuçlar:

- Kuraklık analizlerinde YSA kullanılabilir bir yöntemdir.
- YSA 1, 3 ve 12 aylık kuraklık analizleri için sırasıyla OKH değerlerinin 1.6189×10^{-5} , 1.1699×10^{-5} ve 7.3229×10^{-7} bulunması, modelin performansını doğrulamaktadır.
- YSA modeli SYİ analizinin davranışını etkili bir şekilde öngörebilmiştir.

Yazışma yazarı:

Fatih TUFANER,
tufaner@adiyaman.edu.tr

Referans:

Tufaner, F., Dabanlı, İ., Özbeyaz, A., (2019), Kuraklığın Yapay Sinir Ağları ile Analizi: Adıyaman Örneği, İklim Değişikliği ve Çevre, 4, (1) 25–32

Makale Gönderimi : 19 OCAK 2019
Online Kabul : 1 MART 2019
Online Basım : 25 MART 2019

*Bu çalışma SUÇEV Uluslararası Su ve Çevre Kongresinde (22-24 Mart 2018) sözlü bildiri olarak sunulmuştur.

Kuraklığın Yapay Sinir Ağları ile Analizi: Adıyaman Örneği*

Fatih TUFANER¹, İsmail DABANLI², Abdurrahman ÖZBEYAZ³

¹Adıyaman Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Çevre Mühendisliği Bölümü, Adıyaman, Türkiye.

²İstanbul Medipol Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Beykoz, İstanbul, Türkiye.

³Adıyaman Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Adıyaman, Türkiye.

Özet Kuraklığın analizi, kuraklık yönetimi için önemli bir bileşendir. Kuraklık genellikle su ihtiyacının karşılanamaması veya su kıtlığı olarak ortaya çıkmaktadır. Kuraklığa karşı önlem alabilmek ve kuraklık afetini yönetebilmek için kuraklık parametrelerinin iyi bilinmesi ve izlenmesi büyük önem taşımaktadır. Bu çalışmada, toplumu yakından ilgilendiren kuraklığın incelenmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla, Yapay Sinir Ağlarının (YSA) kuraklık analizinde kullanılabilirliği araştırılmıştır. Ayrıca, kuraklık analizi standart yağış indeksi (SYİ) ile gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar yapay sinir ağları yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Özellikle son yıllarda Adıyaman'da dönemsel kuraklıklar yaşanmaktadır. Kuraklık analizi için Adıyaman meteoroloji merkez istasyonu verileri kullanılmıştır. Bu çalışmada, sırasıyla determinasyon katsayısı (R^2) ve ortalama karesel hata (OKH) (0.9967, 0.9989, 0.9999 ve 1.6189×10^{-5} , 1.1699×10^{-5} , 7.3229×10^{-7}) değerlerine göre YSA 1, YSA 3 ve YSA 12 tahmin sonuçlarının, SYİ 1, SYİ 3 ve SYİ 12 sonuçlarına oldukça yakın olduğu tespit edilmiştir. Sonuçlar, YSA modellemesinin SYİ analizinin davranışını etkili bir şekilde öngörebileceğini ve simüle edebileceğini göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Adıyaman, yağış, kuraklık, kuraklık analizi, yapay sinir ağları

Analysis of Drought with Artificial Neural Networks: Adıyaman Example

Abstract Analysis of drought is an important component for drought management. Drought usually arises as a failure to meet water needs or water scarcity. Awareness and monitoring of drought parameters is very essential in order to take precautions against drought. In this study, it is aimed to examine the drought, which is closely related to the society. For this purpose, the applicability of Artificial Neural Networks (ANN) has been investigated in the analysis of drought. In addition, drought analysis is performed with Standard Precipitation Index (SPI) method and the obtained results are compared to ANN method. Especially in recent years periodic droughts were observed in Adıyaman. For this reason, Adıyaman meteorology central station data were used for drought analysis. In this study, ANN 1, ANN 3 and ANN 12 predicted results are very close to the SPI 1, SPI 3 and SPI 12 results with determination coefficient (R^2) of 0.9967, 0.9989, 0.9999 and mean square error (MSE) of 1.6189×10^{-5} , 1.1699×10^{-5} , 7.3229×10^{-7} , respectively. The results showed that ANN modeling could effectively predict and simulate the behavior of SPI analysis.

Keywords: Adıyaman, precipitation, drought, drought analysis, artificial neural networks

1. Giriş

Kuraklık sadece hava durumu ile tanımlanabilen fiziksel bir olay değildir. Kuraklık, uzun süreli olarak su kıtlığının devamında hidrolojik, tarımsal, ekonomik ve sosyal zarara neden olabilen olağandışı susuz koşullar olarak tanımlanabilmektedir. Geçtiğimiz yüzyılda, Dünya'nın ortalama yüzey sıcaklığının 0.76°C civarında bir artış gösterdiği belirtilmiştir (Shah vd., 2015). Meteorolojik yağış verilerinin analizi kuraklığın izlenmesi ve takibi için oldukça önemlidir. Yağış, canlılığı yakından ilgilendiren suyun bugünkü ve gelecekteki durumu açısından devamlı dikkatle takip edilmesi gereken meteorolojik bir değişkendir. Yağışlar bölgenin coğrafik özelliklerinden ve diğer meteorolojik olaylardan etkilenir. Su kaynakları yönetimi, planlama ve uzun vadeli ekonomik ve sosyal planlama için kuraklık analizi önemlidir. Türkiye'de çeşitli amaçlara yönelik kullanımlarda teknik ve ekonomik anlamda tüketilebilecek yüzey ve

yeraltı suyu miktarının 112 km³ olduğu belirlenmiştir. Ancak bu su potansiyelinin yıllık yaklaşık 44 km³'ü kullanıma alınabilmektedir (T.C. Kalkınma Bakanlığı, 2014). Türkiye nüfusunun 82 milyon olduğu dikkate alındığında kişi başına yılda yaklaşık 1366 m³ su düşmektedir. Özellikle kurak dönemlerde gerekli su ihtiyacının karşılanması konusunda sıkıntılarla karşılaşmaktadır. Bu nedenle kuraklığın takibi ve su kaynaklarının planlanması hayati öneme sahiptir.

Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SYİ) McKee ve arkadaşları (1993) tarafından farklı zaman ölçeklerinde kuraklık takibi yani yağış açığını ölçmek için geliştirilmiştir. Medyan değer altındaki değerler negatif olarak kuraklığın durumunu, medyan değer üstündeki değerler ise pozitif olarak ıslak durumunu belirtmektedir. Sıfır değeri (medyan) normal koşulları temsil etmektedir. Günümüzde SYİ, kuraklık izleme için dünyanın birçok ülkesinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Logan vd., 2010). Tablo 1'de SYİ değerlerine göre kuraklıkların sınıflandırılması gösterilmiştir.

Tablo 1. SYİ metoduna göre gösterge değerleri ve sınıflandırma (McKee vd.,1993).

SYİ değerleri	Kuraklık kategorisi
≥ 2	Çok şiddetli yağışlı
1.50 ~ 1.99	Çok yağışlı
1.00 ~ 1.49	Orta şiddetli yağışlı
0.99 ~ 0	Normal
0 ~ -0.99	Normale yakın kuraklık
-1.00 ~ -1.49	Orta şiddetli kuraklık
-1.50 ~ -1.99	Şiddetli kuraklık
≤ -2	Çok şiddetli kuraklık

Kısa vadeli SYİ'ler, kurak alanlarda uygulandığında yanıltıcı olabilmektedir. Bu nedenle sağlıklı bir değerlendirme için en az 30 yıllık bir veri setine ihtiyaç duyulmaktadır (Kızılelma ve Karabulut, 2015; Saada ve Abu-Romman, 2017; Yetmen, 2013).

Yapay zekâ yöntemleri tüm dünyada neredeyse her alanda kullanılmaktadır. Yapay Sinir Ağları (YSA) birbirleriyle ilişkili olan ve aralarındaki ilişki tam olarak belirlenemeyen değişkenlerin modellenmesinde başarıyla kullanılan bir kara kutu modelidir. YSA farklı süreçlerde çok sayıda çalışmada meteorolojik olayların analizi, tasnifi ve tahmininde kullanılan bir araç olarak literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Birbirleriyle ilişkili parametreler arasında çok büyük ve karmaşık veri kümelerini yönetme kabiliyeti YSA ile artmaktadır. Bu nedenle, kuraklık gibi karmaşık iklimsel durumların öngörülmesinde YSA'nın kullanılması aydınlatıcı çözümler üretebilmektedir (Deo ve Şahin, 2015). Son çalışmalar (Chattopadhyay, 2007; Masinde, 2014; Nash ve Sutcliffe, 1970; Wu vd., 2001) YSA modellerinin kuraklık tahmininde dikkate değer performans sergilediğini göstermektedir.

Bu çalışmada SYİ değerlerinin tahmininde YSA modellerinin geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu amaçla, Adıyaman merkez meteoroloji istasyonunda SYİ ile yapılan kuraklık analizi YSA ile modellenmeye çalışılmıştır.

2. Materyal ve Metot

Bu çalışmada Adıyaman il merkezinde kurulu meteoroloji istasyonunda 1962-2017 yılları arasında ölçülmüş 56 yıla ait aylık toplam yağış verileri kullanılmıştır. SYİ indeksi, bir istasyonda seçilmiş bir zaman dilimi içindeki yağış verileri (X_i) ile ortalama yağış verisi (\bar{X}) arasındaki farkın standart sapmaya σ bölünmesi ile normalleştirilerek elde edilmektedir. Bu ilişki yağış verisinin normal dağılım göstermesi halinde kullanılmaktadır. Ters durumlarında veri seti uygun bir dağılıma uydurularak bu dağılımdan gözlemlere karşılık gelen olasılıkların standart normal dağılımdaki karşılığı olan z-değerleri (SYİ) belirlenir. SYİ metodu, zaman ölçeğinde geniş bir uygulamaya sahip olduğu için kuraklığın kısa ve uzun dönem takibinde daha esnek bir yapıya sahiptir (Sattari vd., 2011). Bu çalışmada 1, 3 ve 12 aylık zaman ölçekleri için elde edilen yağış verilerine ait SYİ'ler YSA ile modellenmeye çalışılmıştır.

$$SYİ = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \quad (1)$$

Bu çalışmada, yağış verileri ve yağışın gerçekleştiği ay YSA'da girdi verisi olarak ve SYİ 1, 3 ve 12 aylık kuraklık analizi sonuçları çıktı verisi olarak kullanılmıştır. Yağış girdi verileri öncelikle SYİ analizinde olduğu gibi 1, 3 ve 12 ay öncesinin ortalaması olarak düzenlemiştir. Uygulamada kullanılan tüm veriler 0.2 ile 0.8 arasına eşitlik 2 kullanılarak normalize edilmiştir.

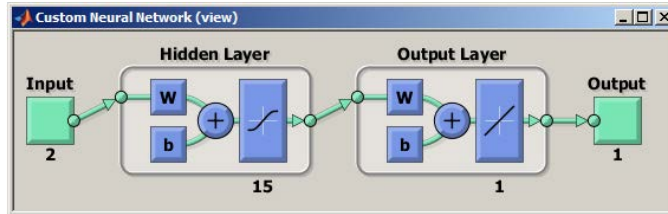
$$X_n = \left(\frac{X_i - X_{min}}{X_{maks} - X_{min}} \right) \times 0.6 + 0.2 \quad (2)$$

Verilerin modelleme çalışmaları MATLAB yapay sinir ağları araç kutusu ile gerçekleştirilmiştir. Uygulamada 1962-2017 arası yağış verileri ve SYİ analiz sonuçlarından elde edilen 1, 3 ve 12 ay için ayrı ayrı sırasıyla 672, 671 ve 661 adet SYİ veri setleri kullanılmıştır. Bu seriler MATLAB aracılığıyla eğitim, validasyon ve test verileri olarak sırasıyla %70, %15 ve %15 oranında rasgele olacak şekilde ayrılmıştır. Uygun bir ANN modelinin tasarımında optimum gizli katman ve her gizli katmandaki optimum nöron sayısını bulmak için sistematik bir prosedür gerekmektedir. Gizli katmanlardaki optimum nöron sayısı, bir istatistiksel doğruluk parametresinin en aza indirilmesiyle belirlenir (Moya-Rico vd., 2019). Burada dikkate alınan

istatistiksel parametre ortalama karesel hatadır (OKH). Yapay sinir ağı çıkışı ile SYİ 1, 3 ve 12 ay verileri kıyaslanarak OKH değerleri hesaplanmıştır. Modelleme çalışmalarında farklı fonksiyon ve algoritmalar denenmiş ve en iyi çalışan fonksiyonlar ve algoritma eşitlik 3'te verilen OKH denklemine göre belirlenmiştir.

$$OKH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2 \quad (3)$$

Çalışmada MATLAB yazılım ortamında bulunan YSA araç kutusu ile veriler ayrı ayrı analiz edilmiştir. Ağ tipi olarak ileri beslemeli geri yayılım algoritması, eğitim algoritması olarak *trainlm* (Levenberg-Marquardt backpropagation) algoritması kullanılmıştır. İleri beslemeli geriye yayılım sinir ağına girdi, gizli ve çıktı katmanı olmak üzere üç farklı katman bulunmaktadır. Gizli katmanda *tansig*, çıktı katmanında *purelin* fonksiyonu kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan YSA mimarisi Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1 YSA mimarisi

$$tansig(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (4)$$

$$purelin(x) = x \quad (5)$$

Normalize edilmiş her bir girdi değeri, rastgele atanan w (weight) ağırlıkları ile çarpılarak 15 ayrı gizli nöronda toplanmıştır. Daha sonra ise her bir nöronda ayrı ayrı rastgele atanan b (bias) ağırlıkları ile toplanmış ve çıktı değerler *tansig* fonksiyonunda hesaplanmıştır. Aynı şekilde gizli katmandaki 15 nöronda *tansig* fonksiyonundan çıkan değerler yine rastgele atanan w değerleri ile çarpılıp çıktı katmanında rastgele atanan b ağırlığı ile toplanarak *purelin* fonksiyonunda kullanılmıştır. Çıktı katmanında *purelin* fonksiyonunun sonucu istenilen değere ulaşmadığında hata değeri YSA sisteminde geri yayılarak istenilen hata değerine ya da iterasyona kadar eğitim gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, eğitimde girdi değerleri ile istenilen ya da ulaşılan en iyi çıktı değerleri elde edilene kadar w ve b değerleri ayarlanarak eğitim tamamlanmaktadır. Eğitimde ulaşılacak istenen hata değeri 0.001, iterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmiştir.

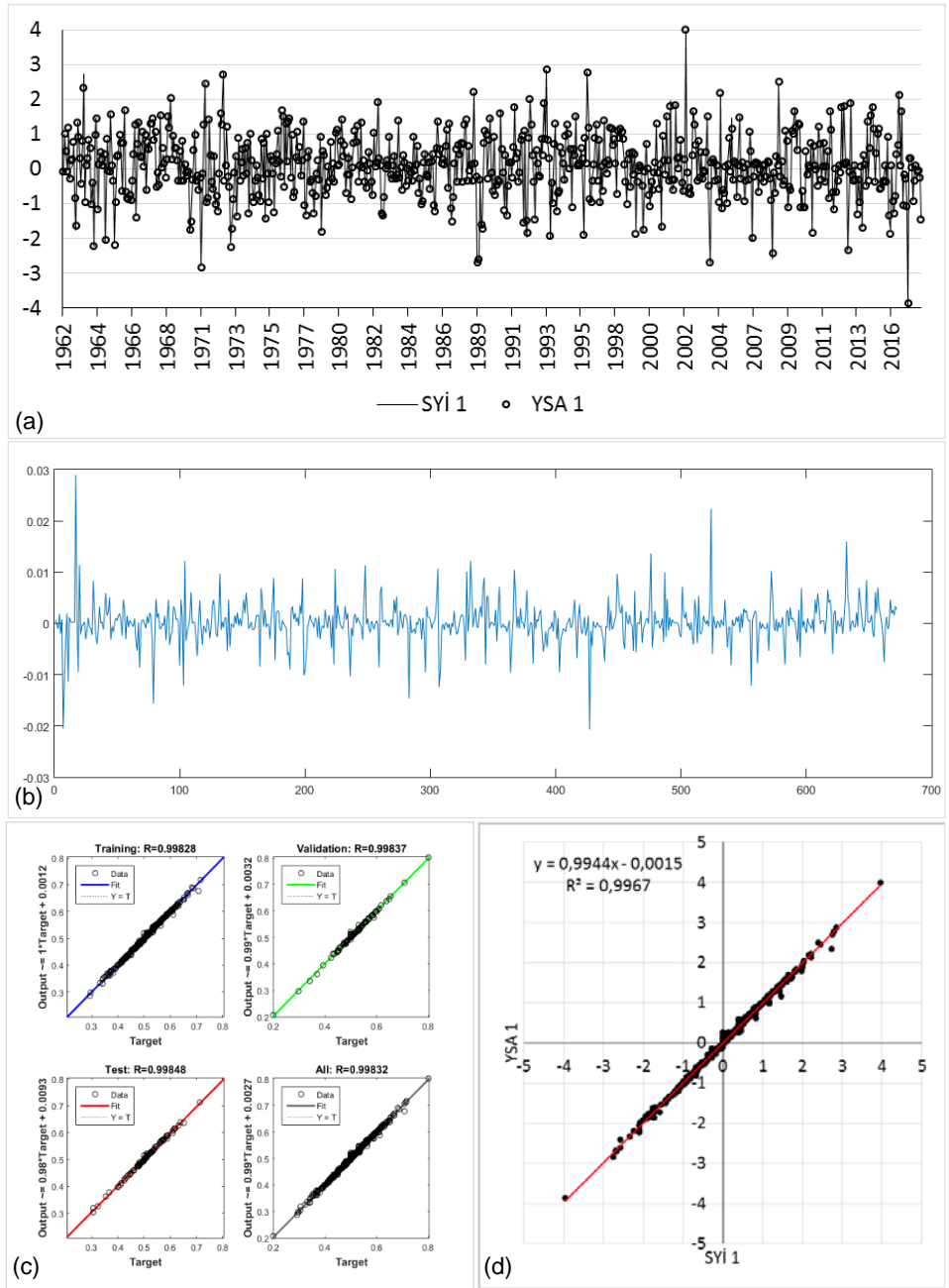
YSA modelinde kullanılan fonksiyonların çalışma aralığına göre veri seti normalize edildiğinden çıktı değerleri de bu normalizasyona göre çıkmaktadır bu nedenle çıktı değerleri aşağıdaki denkleme göre denormalize edilmiştir.

$$x_i = \frac{(X_n - 0.2) \times (X_{maks} - X_{min})}{0.6} + X_{min} \quad (7)$$

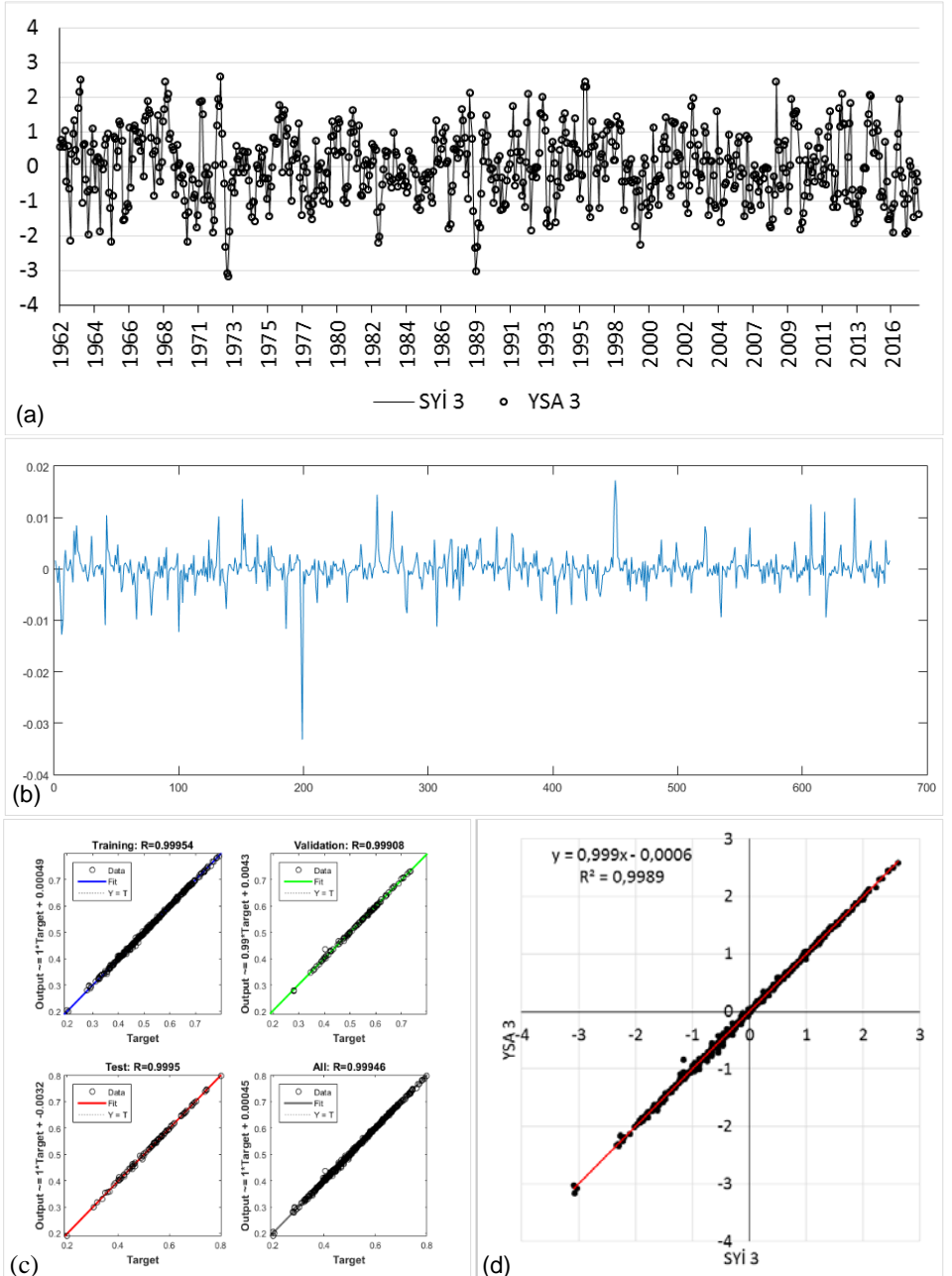
3. Bulgular ve Tartışma

SYİ değerleri 1, 3 ve 12 aylık zaman dilimleri esas alınarak hesaplanmıştır. Elde edilen söz konusu SYİ değerleri gözlenmiştir. Aylık toplam yağış verileri ve yağışın gerçekleştiği ay değerleri kullanılarak aynı zaman dilimlerine ait SYİ değerleri YSA yöntemiyle tahmin edilmiştir. YSA modelinin oluşturulmasında farklı girdi hücreleri denenmiştir. Sadece yağış verileri model tasarımı için yeterli olmamıştır. Girdi verisi olarak yağış miktarı ile yağışın gerçekleştiği ay kullanıldığında, SYİ analizi yönteminin YSA ile tasarlanabildiği görülmüştür. 3 ve 12 ayda direkt elde edilen yağış verisi olarak SYİ kullanıldığında modelin performansı düşmüştür. Bu nedenle SYİ'de olduğu gibi girdi verileri kaç aylık o ayların ortalaması şeklinde modele girilmiştir. YSA'da gizli katmanda farklı nöron sayıları denenmiş ve OKH'nın en düşük değeri aldığı nöron sayısı modelin gizli katman nöron sayısı olarak belirlenmiştir. Gizli katmanda 1 nörondan 30 nörona kadar denemeler yapılmış ve gizli katmanda nöron sayısı 15 olarak seçilmesi durumunda en düşük OKH değerinin elde edildiği gözlenmiştir. SYİ 1'e göre oluşturulan model SYİ 3 ve SYİ 12 için kullanılmış ve son derece güzel sonuçlar elde edilmiştir. SYİ 1 - YSA 1, SYİ 3 - YSA 3 ve SYİ 12 - YSA 12 sonuçları arasındaki OKH değerleri sırasıyla 1.6189×10^{-5} , 1.1699×10^{-5} ve 7.3229×10^{-7} olarak tespit edilmiştir. YSA 1'den YSA 12'ye doğru OKH değerlerinin düştüğü görülmektedir. Bu durumun kısa dönemlerin (<12 ay) normal dağılıma uymamasından kaynaklı olarak YSA modeline de olumsuz yansıdığı düşünülmektedir. Şekil 2 (a), Şekil 3 (a) ve Şekil 4 (a)'da hesaplanan SYİ değerleri ile YSA modelinin çıktıları kıyaslanmıştır. Şekillerden de görüleceği üzere YSA modeli son derece doğru tahminler üretmiştir. Şekil 4 (b)'de YSA modelinin SYİ analizine göre hata değerleri incelendiğinde YSA 12'de hedeflenen öğrenme değerinin (± 0.001) genel olarak sağlandığı ancak Şekil 2 (b) ve Şekil 3 (b) incelendiğinde YSA 1 ve YSA 3 sonuçlarında istenilen hedefe (± 0.001) yaklaşıldığı ve genel olarak hata değerlerinin ± 0.01 aralığında olduğu görülmektedir. Her modelde olduğu gibi burada da aşırı değerlerde hata çubuğunun yayılımının bazen arttığı grafikler de görülmektedir. Ancak genel bir değerlendirme yapıldığında sonuçların oldukça memnun edici olduğu görülmektedir. Esasen bu çalışmada iki girdili ve tek çıktılı deterministik beyaz kutu

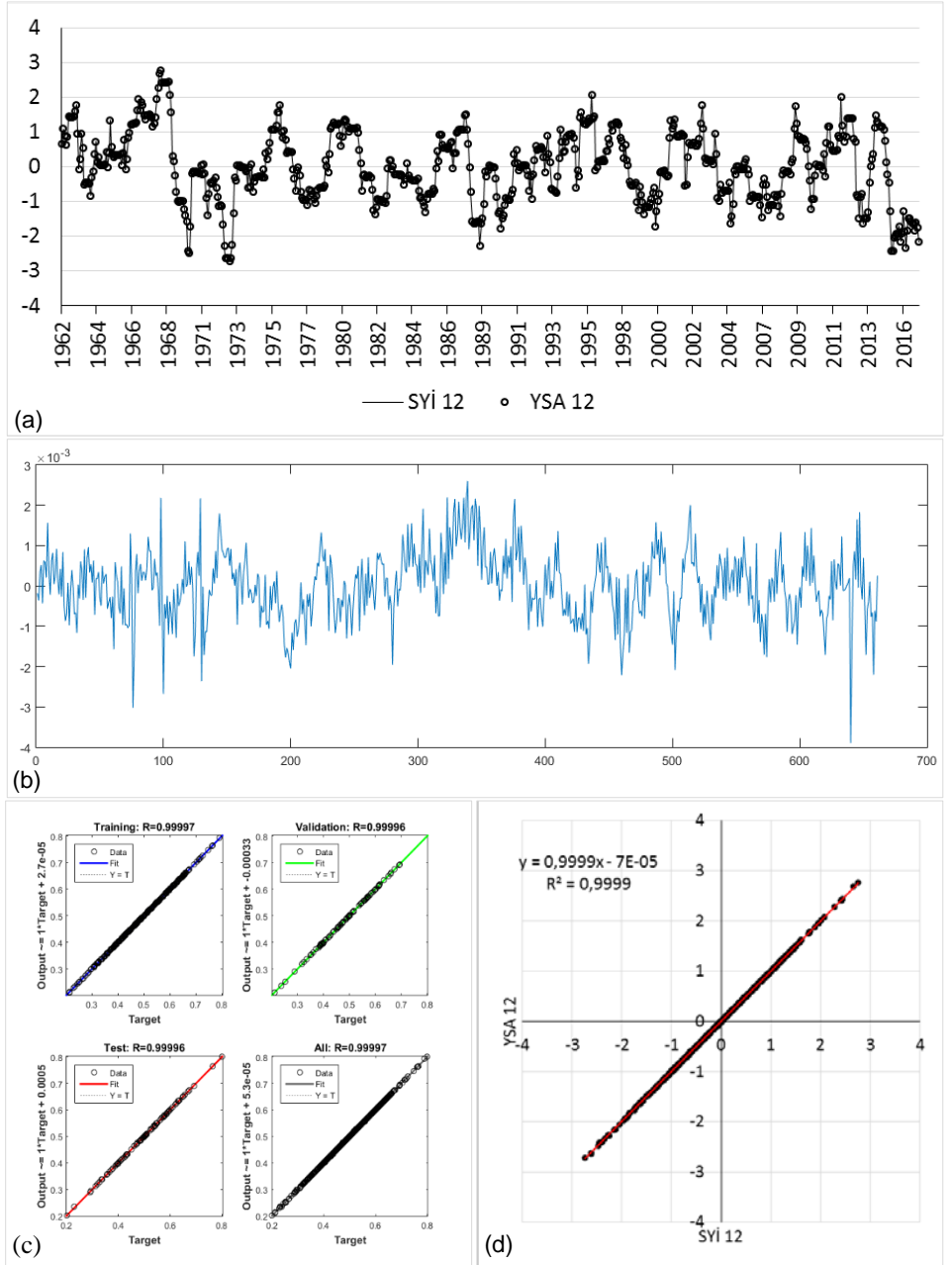
modeli olan SYİ, girdi ve çıktısı arasında kesin bir bağı görülmeyen stokastik bir model olan YSA kara kutu modeline dönüştürülmüştür.



Şekil 2. Hesaplanan SYİ 1 ay ve tahmin edilen YSA 1 ay değerlerinin karşılaştırılması (a), SYİ 1 için YSA 1'in hata dağılımı (b), YSA 1 ay eğitim-validasyon-test-bütün veri setleri için korelasyon (R) (c) ve SYİ 1 ay ile YSA 1 ay değerleri arasındaki determinasyon katsayısı (R^2) (d).



Şekil 3. Hesaplanan SYI 3 ay ve tahmin edilen YSA 3 ay değerlerinin karşılaştırılması (a), SYI 3 için YSA 3'ün hata dağılımı (b), YSA 3 ay eğitim-validasyon-test-bütün veri setleri için korelasyon (R) (c) ve SYI 3 ay ile YSA 3 ay değerleri arasındaki determinasyon katsayısı (R^2) (d).



Şekil 4. Hesaplanan SYI 12 ay ve tahmin edilen YSA 12 ay değerlerinin karşılaştırılması (a), SYI 12 için YSA 12'nin hata dağılımı (b), YSA 12 ay eğitim-validasyon-test-bütün veri setleri için korelasyon (R) (c) ve SYI 12 ay ile YSA 12 ay değerleri arasındaki determinasyon katsayısı (R^2) (d).

Modelleme çalışmasının istatistiksel olarak performansı incelendiğinde korelasyon katsayısı (R) ve determinasyon katsayısı (R^2) değerlerinin 1'e çok yakın olduğu görülmektedir. Bu da elde edilen YSA modelinin oldukça doğru sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Modelleme çalışmasına ait R ve R^2 değerleri Şekil 2 (c) - (d), Şekil 3 (c) - (d) ve Şekil 4 (c) - (d) üzerinde görülmektedir. Bu modelleme çalışmasında; validasyon ve test aşamalarında rasgele seçilen değerler arasındaki uyum, gelecek dönemlerin yağış değerlerinin kuraklık analizinde kullanılması modelin çalışma bölgesi için büyük bir kolaylık sağlayacağını göstermektedir. Modelin mahsuru sadece çalışma yapılan istasyon için kullanılabilir olmasıdır. Esasında bütün istasyonlar için kullanılabilir ancak farklı istasyonlardaki minimum ve maksimum yağış değerleri farklılık gösterebileceğinden denormalizasyon işlemi bu değerlerin bilinmesi gerekmektedir. Yani model farklı istasyonlarda kullanılmadan önce minimum maksimum SYI değerlerinin bir kez SYI analizi yapılarak belirlenmesi gerekmektedir. Adıyaman merkez istasyonu SYI 1, 3 ve 12 ay için minimum-maksimum değerleri sırasıyla -3.97 - 3.96, -3.08 - 2.61 ve -2.74 - 2.76 olarak tespit edilmiştir.

Model için verilen normalizasyon-denormalizasyon formülleri, minimum-maksimum SYI değerleri ve Tablo 3'te verilen YSA modelinin ağırlıkları kullanılarak Adıyaman merkez istasyonu için 1, 3 ve 12 aylık SYI kuraklık analizi hesap makinesi, excel ya da matlab üzerinde kolaylıkla gerçekleştirilebilir.

Tablo 3. Giriş katmanı ile gizli katmanlar arasındaki ve gizli katmanlar ile çıktı katmanı arasındaki ağırlık (w) ve bias (b) değerleri.

Gizli Katman Nöronları (j)	Ağırlıklar				
	w_{1j}	w_{2j}	b_j	w_{jk}	b_k
1	-13,3864	-2,6864	16,0852	3,8091	
2	6,6898	0,18379	-3,0556	-8,4081	
3	5,8765	-26,4808	-27,9388	-0,071189	
4	27,9436	2,4979	-24,1205	-2,8725	
5	25,043	2,9205	-16,2081	-2,9664	
6	6,4182	-2,7912	-3,6907	-3,6976	
7	-1,7188	-0,044627	0,93359	-25,8886	
8	0,57422	-6,2906	-5,1942	-0,11277	-1,4658
9	12,6236	-0,097597	6,4336	-2,9616	
10	6,1818	-0,010464	3,459	7,6172	
11	-1,6774	0,080565	-1,1839	13,6536	
12	0,66909	-1,1294	1,0772	1,4554	
13	-0,28714	-16,5858	-18,3165	-4,5258	
14	-1,3264	1,6516	-1,8204	0,53702	
15	10,4462	0,14934	9,8546	2,1626	

4. Sonuç

YSA 1, 3 ve 12 aylık kuraklık analizleri için sırasıyla OKH değerlerinin 1.6189×10^{-5} , 1.1699×10^{-5} ve 7.3229×10^{-7} bulunması bu yöntemin doğruluğunu göstermektedir. Diğer yandan, YSA modelinde istenilen eğitim seviyesine ulaşılarak tahmin edilen değerlerin çok düşük hatalara sahip olması nedeniyle 1'e çok yakın R^2 değerlerinin elde edilmesi modelin performansını doğrulamaktadır. Bununla birlikte elde edilen sonuçlar, YSA modelinin yüksek esneklik ve doğrulukta taklit ve tahmini için güçlü bir araç olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Yağış ve yağışın gerçekleştiği ay verileri, kuraklık analizinin YSA ile tahmini için yeterli olmaktadır. SYİ analizinde değerler gama dağılımına uydurulduktan sonra basit bir hesaplama gerçekleştirilebilmektedir. Palmer kuraklık göstergesi gibi daha fazla girdi ile çalışan diğer kuraklık analizlerinde de YSA'nın kullanılmasının faydalı olacağı düşünülmektedir. Kuraklık analizinde doğru, gerçek zamanlı kısa ve orta vadedeki aylık ve yıllık kuraklık analizi ve tahmin modellerini geliştirmek için YSA'nın etkili bir şekilde kullanılabileceği bu çalışma ile ortaya konmuştur.

5. Kaynaklar

- Chattopadhyay, S., (2007). Feed forward Artificial Neural Network model to predict the average summer-monsoon rainfall in India. *Acta Geophysica* 55, 369-382.
- Deo, R.C., Şahin, M., (2015). Application of the artificial neural network model for prediction of monthly standardized precipitation and evapotranspiration index using hydrometeorological parameters and climate indices in eastern Australia. *Atmospheric research* 161, 65-81.
- Kızılelma, M., Karabulut, M., (2015). Yozgat ve çevresinde kuraklık analizi. I. Uluslararası Bozok Sempozyumu, 5-7.
- Logan, K., Brunsell, N., Jones, A., Feddema, J., (2010). Assessing spatiotemporal variability of drought in the US central plains. *Journal of Arid Environments* 74, 247-255.
- Masinde, M., (2014). Artificial neural networks models for predicting effective drought index: factoring effects of rainfall variability. *Mitigation and adaptation strategies for global change* 19, 1139-1162.
- McKee, T.B., Doesken, N.J., Kleist, J., (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales, *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*. American Meteorological Society Boston, MA, pp. 179-183.
- Moya-Rico, J. D., Molina, A. E., Belmonte, J. F., Tendero, J. C., & Almendros-Ibáñez, J. A. (2019). Characterization of a triple concentric-tube heat exchanger with corrugated tubes using Artificial Neural Networks (ANN). *Applied Thermal Engineering*, 147, 1036-1046.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *J Hydrol* 10, 282-290.
- Saada, N., Abu-Romman, A., (2017). Multi-site Modeling and Simulation of the Standardized Precipitation Index (SPI) in Jordan. *Journal of Hydrology: Regional Studies* 14, 83-91.
- Sattari, M.T., Yürekli, K., Ünlükara, A., (2011). Karaman İlinde Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı Kullanılarak Kuraklığın Tahmini. *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, 4 (1): 7-13.

- Shah, R., Bharadiya, N., Manekar, V., (2015). Drought index computation using standardized precipitation index (SPI) method for Surat District, Gujarat. Aquatic Procedia 4, 1243-1249.
- T.C. Kalkınma Bakanlığı, (2014). Onuncu Kalkınma Planı 2014-2018, Su Kaynakları Yönetimi ve Güvenlięi T.C. Kalkınma Bakanlığı Özel İhtisas Komisyonu Raporu. http://tarim.kalkinma.gov.tr/wp-content/uploads/2014/12/Su_Kaynaklari_Yonetimi_ve_Guvenligi_oik.pdf Eriřim Tarihi: 27.02.2019
- Wu, X., Hongxing, C., Flitman, A., Fengying, W., Guolin, F., (2001). Forecasting monsoon precipitation using artificial neural networks. Adv. Atmos. Sci 18, 950-958.
- Yetmen, H., (2013). Van Gölü Havzası'nın Kuraklık Analizi. 21. Yüzyılda Eęitim Ve Toplum Eęitim Bilimleri ve Sosyal Arařtırmalar Dergisi 2.5.