

Orijinal Makale/Research Article

ARIMA modeli kullanılarak Türkiye'deki iklim sıcaklıklarının geleceğe yönelik tahminlenmesi

Bekir AKSOY*¹, Osamah Khaled Musleh SALMAN¹

¹Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü, 32260, Isparta, Türkiye

Anahtar Kelimeler

ARIMA
Zaman serileri
İklim sıcaklık değişimi
Yapay zekâ

Makale geçmişi:

Geliş Tarihi: 16.07.2020
Kabul Tarihi: 29.09.2020

Özet: Son yıllarda küresel ısınma tüm dünyanın en önemli sorunlarından birisi olmuştur. Hemen hemen tüm ülkeler küresel ısınma ile ilgili birçok tedbir almaya çalışmaktadırlar. Çalışmada açık erişimli internet sitesinden (Kaggle) alınan 1777 Şubat ile 2013 Eylül ayları arasında toplam 2840 aya ait ortalama aylık sıcaklık verileri kullanılmıştır. Kullanılan veri setinin varyans ve ortalama değere ait grafiklerin birbirine benzerlik göstermesinden dolayı verinin durağan bir yapıya sahip olduğu belirlenerek ARIMA modelinin kullanılması uygun bulunmuştur. ARIMA modelinin parametreleri izgara arama ve Akaike bilgi ölçütü kullanılarak optimize edilmiştir. Optimize edilen parametreler kullanılarak ARIMA modeli üzerinde eğitim gerçekleştirilmiştir. Elde edilen ARIMA modeli statik ve dinamik olmak üzere iki tahmin yöntemi kullanılmıştır. ARIMA modelinin Determinasyon katsayısı (R^2) performans değerlendirme ölçütüne göre dinamik değerlendirmede %96,68 ve statik değerlendirme de ise %97,19 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Atıf için/To Cite:

Aksoy B. Khaled O. Salman M. ARIMA Modeli Kullanılarak Türkiye'deki İklim Sıcaklıklarının Geleceğe Yönelik Tahminlenmesi. Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi, 12(2), 69-76, 2020.

Estimation of future climate temperature in Turkey using the ARIMA model

Keywords

ARIMA
Time series
Climate temperature change
Artificial intelligence

Article history:

Received: 16.07.2020
Accepted: 29.09.2020

Abstract: In recent years, global climate temperature change has been one of the most important problems of the world. Almost all countries are trying to take many prevent regarding global climate temperature change. In this study, monthly temperature data between February 1777 and September 2013 years are taken from the open-access website (Kaggle). The ARIMA model data set has been examined for its stability. Parameters of the ARIMA model are optimized by using grid search and Akaike information criterion. The training was carried out on the ARIMA model using the optimized parameters. The obtained ARIMA model has two prediction methods, static and dynamic. According to Coefficient of Determination (R^2) performance evaluation criterion of the ARIMA model, 96,68% accuracy in the dynamic evaluation, and 97,19% accuracy in the static evaluation were obtained.

1. Giriş

İklim değişiklikleri, gezegende meydana gelen atmosferik ya da astronomik değişikliklerdir. Küresel iklim değişikliklerine yol açan etkenler ve etkileri incelendiğinde şiddetli hava olaylarının sıklığı ile kuraklık, sel, kasırga olayları, okyanus ve deniz sularındaki yükselme, buzulların erimesi ve mahsul verimlerinde düşüş sonucu ekosistemin, bitkilerin, hayvanların ve insan topluluklarının ciddi risk altında olduğu görülmektedir [1,2]. Bahsi geçen hava

olaylarının düzensiz hale gelmesi ile iklim değişikliklerinin de devam edeceğini öngörülmektedir [3].

Geçen yüzyıl boyunca artan CO₂ seviyelerindeki değişim ile küresel sıcaklıklarda değişim göstermiştir. İklim değişikliğinin ana sebebi başta CO₂ ve CH₄ olmak üzere sera gazları emisyonlarındaki artışla birlikte ısınma eğilimi artmıştır [3]. Dünya nüfusunun yarısından fazlasının şehirselleşmesi ve kentsel yerleşim alanlarını kullandığını göz önünde bulundurulduğunda şehirler ve kentsel alanlar iklim değişikliğine yönelik

* İlgili yazar/Corresponding author: bekiraksoy@isparta.edu.tr

stratejik alanlar olarak kabul edilmektedir [4]. Enerji kullanımıyla atmosfere yayılan CO₂'in %75'i şehirselle ve kentsel alanlardan yayılmaktadır [5]. Bu doğrultuda sağlığın korunması ve iklim değişiminin azalması için bu alanlarda iklim değişikliği politikası yeniden yapılandırılmaktadır.

Günümüzde iklim ile ilgili verilerin modellenmesi, tahminlenmesi ve dünya sisteminin özelliklerini anlamak için sıklıkla yapay zekâ algoritmaları önerilmektedir [6]. Birçok alanda kullanılan yapay zekâ uygulamalarının iklim analizinde kullanılması ve dünya sisteminin davranışlarını, çeşitliliğini analiz ederek gelecekte ortaya koyacağı etkileri saptamak ve iklim değişikliği araştırmacılarına yardımcı olmak için yapay zekânın kullanılması umut vaat etmektedir [7].

1956 yılında Dartmouth konferansında John McCarthy ve arkadaşları tarafından ilk kez geçen yapay zekâ kavramı, akıllı makineler, özellikle akıllı bilgisayar programları yapma bilimi ve mühendisliği olarak ifade edilmiştir [8,9]. Yapay zekâ, karmaşık olan verileri insan beyninden ilham alan çeşitli algoritmik yaklaşımlar ile analiz etmekte ve daha anlaşılabilir olması için yorumlamaktadır [10,11]. Bir sistemde yapay zekâdan yararlanılmadan önce en önemli aşama anlamlı veri elde etmektir. Büyük ölçekli veri yığından faydalı ve anlamlı bilgiye ulaşmak için veri madenciliği tekniği kullanılmaktadır.

Veri madenciliğinin ana bileşeni olan veriler teknolojinin hızla ilerlemesi ile birlikte değişken formlarda karşımıza çıkmaktadır. Bu formlardan birisi de zaman serisi verileridir. Zaman serileri, düzenli zaman aralıklarıyla zamana bağlı değişimleri inceleyen

ve bir dizi veri noktalarının sıklığını ifade etmektedir. Zaman serisi, geçmiş dönemlere ait gözlem değerleri temel olarak geleceğe yönelik olaylarda tahminleme yapmayı amaçlamaktadır [12]. Zaman serileri analizinde karmaşık bir sistemin dinamik süreçlerinin karakterize edilmesi birçok alanda önemli bir sorun olmaktadır. Bu doğrultuda zaman serisi analizleri için farklı yöntemler geliştirilmiştir [13].

Çalışmada açık erişimli internet sitesi (Kaggle)'dan alınan 1777 Şubat ile 2013 Eylül ayları arasında toplam 2840 aya ait ortalama aylık sıcaklık verileri kullanılmıştır. Alınan sıcaklık verileri üzerinde ARIMA modeli kullanılarak statik ve dinamik tahminleme gerçekleştirilmiştir. ARIMA modelini, dinamik ve statik tahminleme de Mutlak Karekök Hata (İng. Mean Squared Error-MSE) ve Determinasyon katsayısı (İng. Coefficient of Determination-R²) performans değerlendirme ölçütlerine göre değerlendirilmiştir

2. Materyal ve Metot

2.1. Materyal

Çalışmada açık erişimli internet sitesinde yer alan "Dünya yüzey sıcaklık verisi" veri setinden Türkiye için 1777 Şubat ayı ile 2013 Eylül ayları arasında toplam 2840 aya ait ortalama aylık sıcaklık verisi alınmıştır [14]. Tablo 1'de belirtilen yıllar arasındaki aylara ait istatistiksel bilgiler verilmiştir. Açık erişimli internet sitesinden alınan veri seti ARIMA yapay zekâ modeli kullanılarak modellenmiştir. ARIMA modeline ait detaylı bilgiler aşağıda verilmiştir.

Tablo 1. Kullanılan veri setine ait istatistiksel bilgiler

Ay	Minimum Değer	Maksimum Değer	Ortalama Değer	Ortanca Değer	Standart Sapma Değeri
Ocak	-4,523	4,536	0,342	0,377	1,827
Şubat	-3,416	6,618	1,632	1,718	1,815
Mart	0,413	10,318	5,354	5,347	1,688
Nisan	6,686	14,703	10,038	9,942	1,371
Mayıs	12,21	18,834	15,051	15,03	1,09
Haziran	16,83	21,947	19,397	19,37	0,925
Temmuz	19,84	25,538	22,603	22,62	0,965
Ağustos	20,44	26,273	22,669	22,63	0,978
Eylül	15,51	21,884	18,632	18,66	1,147
Ekim	9,953	17,112	13,306	13,36	1,323
Kasım	3,328	11,69	7,772	7,804	1,472
Aralık	-1,984	6,754	2,702	2,77	1,717

2.1.1 ARIMA modelleri

Box-Jenkins yöntemi olarak da bilinen ARIMA Modelleri, zaman serilerinin herhangi bir dönemindeki değer, serinin önceki döneme ait değerleri ve hata terimlerinin doğrusal bir kombinasyonu olarak açıklanmaktadır.

Modelin esası, ele alınan serinin durağan olması olarak açıklanmaktadır. Fakat zaman serilerinin birçoğunun ortalama ve varyanslarında zaman süresince değişim söz konusu olduğundan dolayı durağan olarak ifade edilmemektedir [15]. Durağan olmayan fakat fark alma yöntemiyle durağan hale dönüştürülmüş serilere

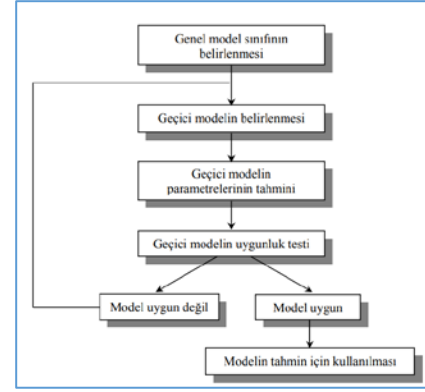
uygulanan ARIMA modelleri veya Box-Jenkins modelleri, “**Durağan Olmayan Doğrusal Stokastik Modeller**” olarak adlandırılmaktadır. Bu modeller d dereceden farkı alınmış serilere uygulanan, değişkenin t - dönemindeki değerinin belirli sayıdaki geri dönem değerleri ile aynı dönemdeki hata teriminin doğrusal bir fonksiyonu olarak ifade edildiği AR ve değişkenin t -dönemindeki değerinin aynı dönemdeki hata terimi ve belirli sayıda geri dönem hata terimlerinin doğrusal fonksiyonu olarak ifade edildiği MA modellerinin birer kombinasyonundan oluşmaktadır[16]. Modellerin genel gösterimi ARIMA (p, d, q) şeklindedir ve ‘otoregresif entegre hareketli ortalama modeli’ adını almaktadır. Burada, p , Otoresif (AR) modelin derecesi, q , hareketli ortalama(MA) modelinin derecesini ve d ise fark alma derecesini vermektedir [16-17].

Box-Jenkins tekniğinin temeli, var olan verilerin yapısından yola çıkarak, çeşitli model alternatifleri arasından az sayıda ve optimum parametre içeren bir ARIMA modelinin seçilmesidir. ARIMA (p, d, q) modeli Eşitlik 1’de verilmiştir [18].

$$w_t = \vartheta_1 w_{t-1} + \dots + \vartheta_p w_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (1)$$

Denklemden p , otoresif operatör için parametre değerlerini, e_t , hata terimi katsayısını, q , hareketli ortalama operatörü için parametre değerlerini ve w_t ise orijinal serinin d dereceden farkı alınmış zaman serisini ifade etmektedir. ARIMA modeli ile tahmin yapılırken Model belirleme işlemi dört aşamadan oluşmaktadır. Şekil 1’de Box-Jenkins yöntemi kullanılarak oluşturulan örnek bir model verilmiştir [16-18].

1. Model Belirleme: Zaman serisi için optimum Box-Jenkins modeli bu aşamada belirlenmektedir.
2. Parametre Tahmini: Model belirleme aşamasında belirlenen modele ait parametreler tahmin edilmektedir.
3. Uygunluk Testi: Modelin veri seti için uygun olup olmadığını belirlemek için istatistiksel yöntemler kullanılarak modelin test edildiği bu safhada model uygun olursa tahmin için kullanılabilir. Eğer model uygun değilse yeniden modelin belirlenmesi için ilk aşamaya geri dönmektedir.
4. Tahmin: Uygunluk testini geçen optimum model tahmin için kullanılmaktadır.



Şekil 1. Box-Jenkins yöntemiyle model belirleme aşamaları [18].

2.1.1.1. Otoresif AR(p) modelleri

Bağımlı değişkenin gecikmeli değerleri otoresif modellerde (AR) alınmakta ve p . dereceden otoresif süreç Eşitlik 2’de belirtildiği gibi ifade edilmektedir [19].

$$y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Eşitlikte verilen e_t , ifadesi beyaz gürültüyü temsil ederken, a_1 ile a_p arasında yer alan katsayılar bilinmeyen parametreleri temsil etmektedir.

2.1.1.2. Hareketli ortalama MA(q) modelleri

Hareketli ortalama MA(q) süreci bir zaman serisinin t dönemdeki değerini, rastgele bir değişken olan hatanın önceki dönemlere ait değerlerinin ağırlıklı ortalaması ile temsil edilen bir süreçtir ve Eşitlik 3’de gösterildiği gibi ifade edilmektedir [20].

$$y_t = \varepsilon_t + b_1 \varepsilon_{t-1} + b_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + b_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Eşitlikte verilen b katsayıları bilinmeyen parametreleri temsil etmektedir.

2.1.1.3. ARMA (p,q) Modelleri

ARMA(p,q) modelleri en az parametre kullanımının gerçekleştirilmesi ile zaman serisi modellerinde esneklik sağlamak amacıyla kullanılmaktadır. Bu amaçla model üzerinde hem otoresif (AR) hem de hareketli ortalama (MA) parametrelerinin ele alınması model için yararlı olmaktadır. Böylece ARMA(p,q) modeli oluşmaktadır. ARMA modeline ait matematiksel ifade Eşitlik 4’te verilmiştir [20].

$$y_t - a_1 y_{t-1} - \dots - a_p y_{t-p} = \varepsilon_t + b_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + b_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

2.1.2. Akaike bilgi ölçütü (AIC)

AKAIKE bilgi ölçütü (İng. AIC - Akaike Information Criterion) veri kümeleri için istatistiksel bir model ölçüsüdür [21]. AIC bilgi ölçütünün kullanılmasının en önemli sebeplerden birisi toplanan veriler ile gerçeğe en yakın olan modelin seçilmesidir. Belirli standart bir değeri olmamakla birlikte modelin uyumluluğu ile ters orantılıdır. AIC değeri ne kadar düşüğe modelin o derece uyumlu olduğu kabul edilmektedir. AIC, ARIMA modellerinin p derecesinin belirlenmesinde kullanılmaktadır [22]. AIC yönteminin matematiksel ifadesi Eşitlik 5'de verilmiştir [23].

$$AIC = -2L(\hat{\theta}) + 2k \quad (5)$$

Eşitlikte θ, k boyutunda bilinmeyen parametrelerin vektörü, $\hat{\theta}$ ise θ 'nın en çok olabilirlik belirleyicisi ve $L(\hat{\theta})$ da k bilinmeyenli olabilirlik fonksiyonudur.

2.1.3 Izgara Arama Yöntemi

Hiper parametre optimizasyonlarında ızgara araması ve manuel arama çok yaygın olarak kullanılan bir stratejidir [24]. Izgara araması, hiper parametre boşluğunun belirli alt kümesi aracılığıyla kapsamlı bir arama sunmaktadır [25]. Izgara araması, uygulanması ve anlaşılması en kolay yöntem olmakla birlikte düşük boyutlu alanlarda yüksek verimlilik ve güvenilirlik sağlamaktadır [26]. Bu yöntemin kullanılması ile birlikte minimum AIC değerine ulaşmak için elde edilen bütün kombinasyonlar detaylı bir şekilde araştırılmaktadır. Fakat bu durum gelecekteki verilerin tahmin edilmesinde oldukça zaman gerektirmektedir [27].

2.1.4 Statik –Dinamik Tahminleme

ARIMA modeli ile tahminleme de statik ve dinamik tahminleme yöntemleri de kullanılabilir. Dinamik tahminleme yöntemi, ilk örnekten başlayarak sonraki örnekler için çok adımlı tahminleri hesaplamaktadır. Bu yöntem n-adım önde tahminleme denir. Statik yöntem, bağımlı değişkenin tahmin edilen değerleri yerine gerçek olan değerlerini kullanır. Tahminleme de kullanılacak veriye göre gerçek veri tercih edilmişse statik, bir önceki tahmin değeri tercih edilmişse dinamik yöntem adı verilmektedir. Tahmin örneğindeki ilk gözlem s ise, dinamik tahminlemeye ait matematiksel ifade Eşitlik 6'de verilmiştir [28-30]. Diğer yandan statik tahmin etmeye ait matematiksel ifade ise Eşitlik 7'de verilmiştir [28,29].

$$\hat{y}_s = \hat{c}(1) + \hat{c}(2)x_s + \hat{c}(3)z_s + \hat{c}(4)y_{s-1} \quad (6)$$

$$\hat{y}_{s+k} = \hat{c}(1) + \hat{c}(2)x_{s+k} + \hat{c}(3)z_{s+k} + \hat{c}(4)y_{s+k-1} \quad (7)$$

Eşitliklerde \hat{y}_s dinamik tahmin değerini, \hat{y}_{s+k} statik tahmin değerini ifade etmektedir.

2.1.4 Performans Değerlendirme Ölçütleri

Çalışmada kullanılan ARIMA modeli için MSE ve R^2 performans değerlendirme ölçütleri kullanılmıştır. MSE ve R^2 performans değerlendirme ölçütlerine ait matematiksel ifadeler denklem 8 ve denklem 9'da verilmiştir [31-32].

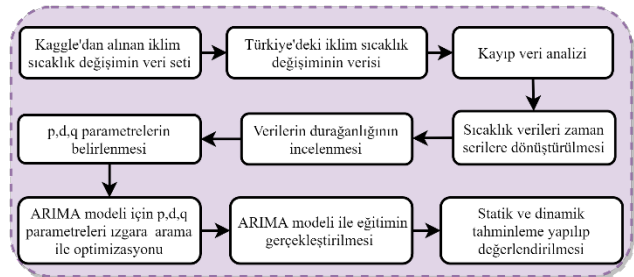
$$MSE = \frac{1}{h+1} \sum_{t=1}^h (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^h (\hat{y}_t - y_t)^2}{\sum_{t=1}^h (y_t - \bar{y})^2} \quad (9)$$

Denklemlerde t zaman aralığını, h örnek sayısını, y_t gerçek örnek değeri, \hat{y}_t tahmin edilen değeri, \bar{y} ise gerçek örneklerin ortalamasını ifade etmektedir.

2.2. Metot

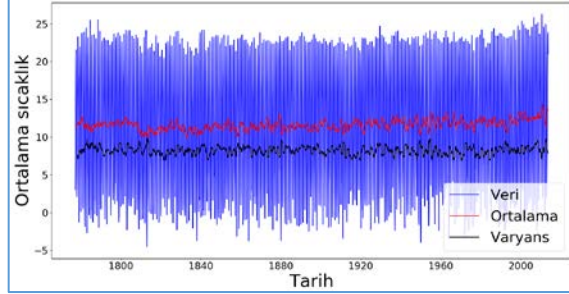
Çalışmanın iş akış diyagramı Şekil 2'de verilmiştir. Şekil 2 incelendiğinde ilk olarak açık kaynak erişimli internet sitesinden alınan veri setinden Türkiye'ye ait sıcaklık verileri alınarak diğer ülkelere ait veriler veri setinden çıkarılmıştır. İkinci aşamada ise kayıp veri analizi ile verilerde bulunan iki adet eksik sıcaklık değeri saptanarak veri seti düzeltilmiştir. Çalışmanın üçüncü aşamasında ARIMA modeli için sıcaklık ve tarih verileri zaman serilerine dönüştürülmüştür. Bir sonraki aşamada ise veri setinin ortalama, varyans ve artırılmış Dickey Fuller testi ile ARIMA modeli için durağan olup olmadığı belirlenmiştir. Altıncı aşamada ise ARIMA modeli için p , otoregresif (AR) modelinin derecesi, q , hareketli ortalama (MA) modelinin derecesi ve d ise fark alma derecesinin değerleri 0 ile 2 arasında seçilmiştir. Yedinci aşamada ise en uygun p, d, q değerlerinin tespiti için ızgara arama yöntemi ile optimizasyon işlemi gerçekleştirilerek AIC ölçütüne göre sonuçlar elde edilmiştir. Bir sonraki aşamada ise ARIMA modeli 2840 adet veri kullanılarak eğitilmiştir. Son aşamada ise elde edilen ARIMA modeli 2000 ile 2013 yılları arasındaki aylık sıcaklık değerlerini statik ve dinamik olarak tahminlenmiştir. Elde edilen sonuçlar gerçek verilerle test edilerek değerlendirilmiştir.



Şekil 2. İş akış diyagramı

3. Araştırma Bulguları

Çalışmada ilk olarak açık erişimli internet sitesinden alınan veri setinde kayıp analizi yapılmıştır. Sonrasında ise Python programlama dilinde hazırlanan bir yazılım ile verinin ARIMA modeli için durağanlığı incelenmiştir. Veriye ait ortalama ve varyans değerlerine ait sonuçlar Şekil 3'de verilmiştir.



Şekil 3. Verinin ARIMA modeli için durağanlık test sonuçları

Şekil incelendiğinde varyans ve ortalama değere ait grafiklerin birbirine benzerlik gösterdiği görülmektedir. Bu da verinin durağan bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Bu nedenle çalışmada ARIMA modeli tercih edilmiştir. Sonrasında ise veri setine Arttırılmış Dickey Fuller testi uygulanarak sonuçlar Tablo 2'de verilmiştir:

Tablo 2. Arttırılmış Dickey Fuller test sonuçları

Arttırılmış Dickey Fuller değeri	p-değeri	Kritik değerler		
		%1	%5	%10
-5,80	$4,72 \cdot 10^{-7}$	-3,43	-2,86	-2,56

Tablo 2 incelendiğinde verinin durağan olması için; p değerinin 0,05 değerinden daha küçük olması gerekmektedir. Elde edilen p değeri bu değerden daha da küçük olması verinin durağanlığının bir göstergesidir. Diğer bir durağanlık göstergesi ise Arttırılmış Dickey Fuller değerinin %1, %5 ve %10 olarak belirlenen kritik değerlere yakın olmasıdır. Tabloda verilen Arttırılmış Dickey Fuller değerinin kritik değerlere yakın olduğu görülmektedir.

Verinin durağanlık testi tamamlandıktan sonra Python programlama dilinde hazırlanan bir yazılım ile ızgara arama yöntemi kullanarak p, d ve q parametreleri optimize edilerek en uygun parametreler AIC değerine göre belirlenmiştir. En küçük AIC değeri veren parametreler Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3. Izgara arama yöntemine göre optimize edilmiş p, d ve q değerleri

ARIMA Parametreleri			ARIMA Mevsimsel Bileşenleri			
p	d	q	P	D	Q	Mevsimdeki dönem sayısı
1	1	1	0	1	1	12

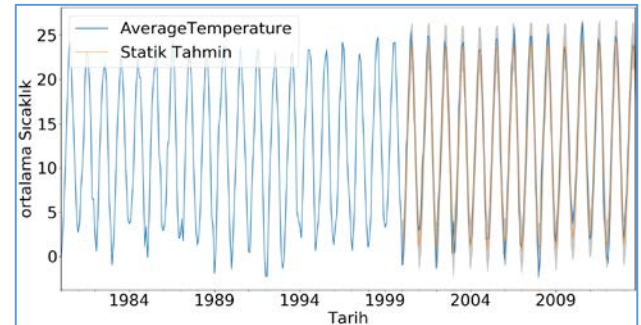
Sonraki aşamada ise Tablo 3'de verilen parametreler kullanılarak ARIMA modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan ARIMA modeli 2840 veri ile eğitilerek modele ait parametreler Tablo 4'de verilmiştir

Tablo 4. ARIMA modeli parametreleri

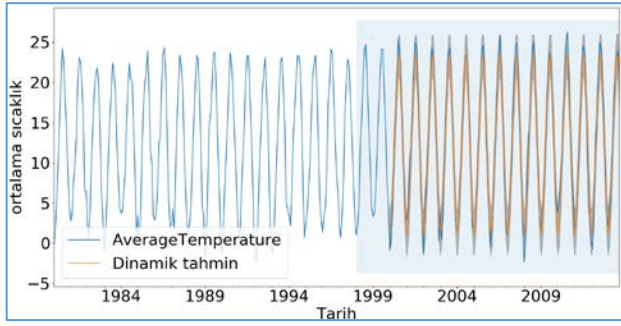
Özellik	Coef (katsayı)	Std-hata	Z değeri	$P > Z $
AR.L1	0,3091	0,017	18,676	0,000
MA.L1	-1,0143	0,004	-288,757	0,000
MA.S.L12	-0,9866	0,005	-211,937	0,000
Sigma2	1,5943	0,039	41,399	0,000

Tabloda katsayı sütunu özelliklerin ağırlıklarını ifade etmektedir. Kısaca katsayı değeri ile özelliğin önemi ya da zaman serisini ne kadar etkilediğini ifade edilmektedir. Std-hata sütunu ise modeldeki standart hata değerini vermektedir. $P > |Z|$ sütunu ise olasılık değerini ifade etmektedir. Bu sütunda yer alan tüm sonuçlar 0 olarak elde edilmiştir. Elde edilen sonuçların 0,05 değerine yakın veya küçük bir değer olması özellik ağırlığının model için uygun olduğunu göstermektedir.

Çalışmanın bir sonraki aşamasında ise ARIMA modeli için dinamik ve statik tahminleme işlemleri gerçekleştirilmiştir. ARIMA modeli için 1993 sonrası veriler için örnek statik ve dinamik tahminleme sonuçlarının grafikleri Şekil 4 ve Şekil 5'de verilmiştir.



Şekil 4. ARIMA modeli için örnek statik tahminleme grafiği



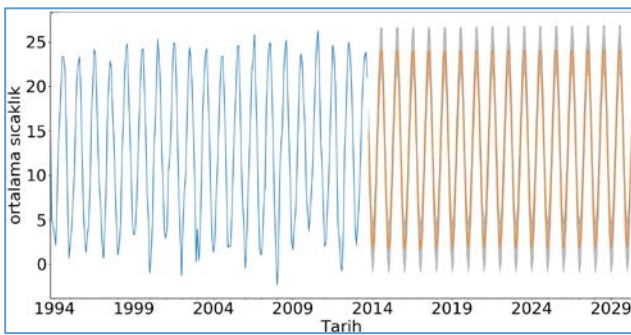
Şekil 5. ARIMA modeli için örnek dinamik tahminleme grafiği

Şekil 4 ve Şekil 5 incelendiğinde gerçek ve tahmin edilen değerlerin birbirine oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu da oluşturulan ARIMA modelinin başarısını göstermektedir. Tablo 5'de oluşturulan ARIMA modelinin MSE ve R^2 performans değerlendirme ölçütlerine göre statik ve dinamik değerlendirme sonuçları verilmiştir.

Tablo 5. ARIMA modeli için statik ve dinamik değerlendirme sonuçları

Model	MSE	R^2 (%)
Statik	1,92	97,19
Dinamik	2,26	96,68

Tablo incelendiğinde ARIMA modelinin statik ve dinamik tahminleme değerlerinin %97,19 ve %96,68 olduğu görülmektedir. Bu sonuçlar ARIMA modelinin ortalama sıcaklık tahminleme de oldukça başarılı olduğunun bir göstergesidir. Çalışmanın son aşamasında ise 2013 ile 2030 yılları arasında oluşturulan ARIMA modelinin tahmin ettiği sıcaklık değerlerine ait grafik Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. Oluşturulan ARIMA modelinin 1994-2030 yılları arası sıcaklık tahminleri

4. Sonuçlar

Küresel ısınma günümüzün en önemli sorunlarından birisidir. Küresel ısınma ile ilgili birçok önlem alınmasına rağmen bu sorunun önüne geçilememektedir. Çalışmada açık erişimli internet

sitesinden (Kaggle) 1777 ile 2013 yılları arasında Türkiye'ye ait olan aylık sıcaklık verileri alınmıştır. Çalışmada alınan veri setinin durağanlığı incelenerek ARIMA modeli kullanmanın uygun olacağı belirlenmiştir. Veri seti üzerinde uygulanan ARIMA modelinde sıcaklık tahminin %97.19 olarak belirlenmesi modelin oldukça başarılı olduğunu göstermektedir. Modelden elde edilen yüksek doğruluk oranı sayesinde geleceğe dönük sıcaklık tahminlerinin yüksek doğruluk oranında tahminlenebileceği belirlenmiştir.

İlerideki çalışmalarda çalışmada kullanılan ARIMA modeli yerine farklı yapay zekâ modelleri kullanılarak sonuçların kıyaslanabileceği düşünülmektedir.

Teşekkür

Çalışmada kullanılan "Dünya yüzey sıcaklık verisini" sağlayan açık erişimli internet sitesine (Kaggle) yükleyip kullanıma açan Berkeley Earth'e teşekkürü bir borç biliriz.

Kaynaklar

- [1] Seidl R, Thom D, Kautz M, Martin-Benito D, Peltoniemi M, Vacchiano G, ve Lexer, M J. Forest Disturbances Under Climate Change, *Nature Climate Change*, 7(6), 395-402, 2017.
- [2] Pittock A B. *Climate Change: Turning Up The Heat*. 1st Ed. Routledge, London, UK, 2107.
- [3] Jansson J. K, ve Hofmockel K. S. Soil Microbiomes And Climate Change. *Nature Reviews Microbiology*, 18, 35-46, 2020.
- [4] Broto V. C. Urban Governance And The Politics Of Climate Change. *World development*, 93, 1-15, 2017.
- [5] Edenhofer O. *Climate Change 2014: Mitigation Of Climate Change*. 1st Ed. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2015.
- [6] Balbi S, Giupponi C. Agent-Based Modelling of Socio-Ecosystems: A Methodology For The Analysis of Adaptation To Climate Change. *International Journal of Agent Technologies and Systems (IJATS)*, 2(4), 17-38, 2010.
- [7] Huntingford C, Jeffers E. S, Bonsall M. B, Christensen H. M, Lees T, Yang H. Machine Learning And Artificial Intelligence To Aid Climate Change Research And Preparedness. *Environmental Research Letters*, 14(12), 124007, 2019.

- [8] El Naqa I, Haider MA, Giger ML, Ten Haken RK. Artificial Intelligence: Reshaping The Practice Of Radiological Sciences In The 21st Century. *The British Journal of Radiology*,93(1106), 1-15.2020
- [9] Russell SJ, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd Ed. Pearson Education Inc, New Jersey, USA, 2016.
- [10] Lu H, Li Y, Chen M, Kim H, Serikawa S. Brain Intelligence: Go Beyond Artificial Intelligence. *Mobile Networks and Applications*,23(2),368-375, 2018.
- [11] Jaakkola H, Henno J, Mäkelä J, Thalheim B. Artificial Intelligence Yesterday, Today And Tomorrow. *42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO*. Opatija, Croatia, 20-24 may 2019.
- [12] Weigend, A S. *Time series Prediction: Forecasting The Future And Understanding The Past*. 1st Ed. Routledge, London, UK, 2018.
- [13] Gao Z. K, Small M, Kurths J. Complex Network Analysis Of Time Series. *EPL (Europhysics Letters)*, 116(5), 50001, 2017.
- [14] Kaggle (2020), <https://www.kaggle.com/berkeleyearth/climate-change-earth-surface-temperature-data> (Erişim tarihi: 25.06.2020).
- [15] Solak A O. Türkiye'nin Toplam Petrol Talebi ve Ulaştırma Sektörü Petrol Talebinin Arıma Modeli ile Tahmin Edilmesi. *Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences*, 18(3),2013.
- [16] Kaynar O, Taştan S. Zaman Serisializinde Mlp Yapay Sinir Ağları Ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (33), 161-172,2009.
- [17] Tortum A, Gözcü O, Çodur M Y. Türkiye'de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi. *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 4(2), 39-54,2013.
- [18] Yaman K, Sarucan A, Mehmet A. T. A. K, Aktürk N. Dinamik Çizelgeleme İçin Görüntü İşleme Ve Arıma Modelleri Yardımıyla Veri Hazırlama. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 16(1),2001.
- [19] Bal E T, Çalışır V. Konteyner Elleçleme İçin Ekonometrik Tahminleme: Arma Modeli Uygulaması. *OPUS Uluslararası Toplum Araştırmaları Dergisi*, 9(16), 2067-2096,2018.
- [20] Ataseven B. Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi. *Marmara Üniversitesi dergisi*, 101-115,2013.
- [21] Baran T, Bacanlı Ü G. Uygun Stokastik Model Seçim Ölçütlerinin Değerlendirilmesi. *Teknik Dergi*, 17(84), 3987-4002,2006.
- [22] Mohammed A A, Naugler C, Far B H. *Emerging Business Intelligence Framework For a Clinical Laboratory Through Big Data Analytics. Emerging Trends In Computational Biology, Bioinformatics, And Systems Biology: Algorithms And Software Tools*. 1st Ed. Elsevier/Morgan Kaufmann, New York, USA, 577-602, 2006.
- [23] Gazeloğlu C. *Yapısal Eşitlik Modellemesinde Sıralı Kategorik Verilerin Ağırlıklandırılmış ve Ağırlıklandırılmamış Parametre Tahmin Yöntemleri ve Bilgi Kriterlerinin Örneklem Hacimlerine Göre Karşılaştırılması*. Doktora Tezi, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir, Türkiye, 2016.
- [24] Bergstra J, Bengio Y. Random Search For Hyper-Parameter Optimization. *The Journal of Machine Learning Research*, 13(1), 281-305, 2012.
- [25] Syarif I, Prugel-Bennett A, Wills G. SVM Parameter Optimization Using Grid Search And Genetic Algorithm To Improve Classification Performance. *Telkomnika*, 14(4), 1502, 2016.
- [26] Dufour J M, Neves J. *Finite-Sample Inference And Nonstandard Asymptotics With Monte Carlo Tests And R*. Editors: Hrishikesh D. Vinod, C R Rao. *In Handbook of Statistics*, Elsevier 41, 3-31,2019.
- [27] Yaacob A H, Tan I K, Chien S F, Tan H K. ARIMA Based Network Anomaly Detection. *In 2010 Second International Conference on Communication Software and Networks*, Singapore, Singapore, 205-209, 26-28 Feb. 2010.
- [28] Flores C. Forecasting the UK Unemployment Rate: Model Comparisons. *International Journal of Applied Econometrics and Quantitative Studies*, 2(4), 57-72, 2005.
- [29] Valipour M, Banihabib M E, Behbahani S M R. Comparison Of The ARMA, ARIMA, And The Autoregressive Artificial Neural Network Models In Forecasting The Monthly Inflow Of Dez Dam Reservoir. *Journal of hydrology*, 476, 433-441, 2013.

[30] Paulin M G. A Method For Constructing Data-Based Models Of Spiking Neurons Using A Dynamic Linear-Static Nonlinear Cascade. *Biological Cybernetics*, 69(1), 67-76, 1993.

[31] Tüzemen A, Yıldız Ç. Holt-Winters Tahminleme Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi: Türkiye İşsizlik Oranları Uygulaması. *Ataturk University Journal of Economics & Administrative Sciences*, 32(1), 2018.

[32] Zhang D. A Coefficient Of Determination For Generalized Linear Models. *The American Statistician*, 71(4), 310-316, 2017.