

Araştırma Makalesi – Research Article

Gri Markov Modeli ile Türkiye’de İşsizlik Oranı Tahmini

Grey Markov Model for the Prediction of Unemployment Rate in Turkey

Buğra BAĞCI*
ORCID: 0000-0002-3268-3702

Sosyal Güvenlik Dergisi / Journal of Social Security
Cilt: 10 Sayı: 2 Yıl: 2020 / Volume: 10 Issue: 2 Year: 2020
Sayfa Aralığı: 259-272 / Pages: 259-272
DOI: 10.32331/sgd.840571

ÖZ

Gelişmemiş ve gelişmekte olan ülkelerin kronik problemlerinden birisi olan işsizlik, özellikle küresel kriz zamanlarında gelişmiş ülkelerde dahi gündem haline gelebilmektedir. Bu sebeple işsizlik, dünya ülkelerinin ortak problemi olarak düşünülebilir. Dolayısıyla bu kadar önemli bir ekonomik değişkenin geçmiş dönemlerde aldığı değerlerden hareketle gelecek dönemlerde alabileceği değerlerin tahmin edilmesi çok önemli hale gelmektedir. Günümüzde zaman serilerinin tahmini için birçok nicel teknik kullanılmaktadır. Fakat burada önemli olan tekniklerin yaptıkları tahminler neticesinde oluşan hata oranlarının minimum seviyede tutulabilmesidir. Bu anlamda, bazen hata terimlerinin modifiye edilmesi, bazen de farklı tekniklerin kombinlenmesi ile hata oranları düşürülmeye ve daha doğru tahminler elde etmeye çalışılmaktadır. Çünkü geleceğe yönelik yapılan planlar ve belirlenebilecek politikalar ancak bu öngörülerle anlam kazanmaktadır. Çalışmamızda da daha doğru tahmin yapmaya odaklanılarak, Türkiye’de işsizlik oranı GM (1,1) modeli ile tahmin edildikten sonra GM (1,1) modeline Markov zincirleri entegre edilerek Gri Markov modeli kurulmuş ve işsizlik oranı bu şekilde yeniden tahminlenmiştir. Sonuçta, GM (1,1) modelinin ürettiği tahmin sonuçları ile Gri Markov modelinin ürettiği tahmin sonuçları karşılaştırılmış ve Gri Markov modelinin yüksek doğruluk değerleriyle tahmin değerleri ürettiği görülmüştür.

Anahtar Sözcükler: Gri sistem teorisi, Gri Markov Modeli, işsizlik oranı

ABSTRACT

Unemployment, which is one of the chronic problems of undeveloped and developing countries, can be an agenda item even in developed countries, especially in global crises. For this reason, unemployment can be considered as the common problem of the world countries. Therefore, forecasting the values that such an important economic variable can take in the coming periods, based on the values in the past is very important. Today, many quantitative techniques are used for the prediction of time series. However, the important thing here is to keep the error rates to a minimum. In this sense, sometimes by modifying error terms and sometimes combining different techniques, error rates are tried to be reduced and more accurate predictions are tried to be obtained. Because future plans and policies that can be determined gain meaning only with these predictions. In our study, we focus on more accurate estimation results. After the estimate unemployment rate in Turkey with GM (1,1) model, the Grey Markov model is established with the help of the Markov chain and the unemployment rate is re-estimated in this way. As a result, the estimation results produced by the GM (1,1) model and the estimation results produced by the Grey Markov model were compared and it was seen that the Grey Markov model produced prediction values with high accuracy values.

Keywords: Grey system theory, grey markov model, unemployment rate

Önerilen atf şekli: Bağcı, B. (2020). Gri Markov Modeli ile Türkiye’de İşsizlik Oranı Tahmini. *Sosyal Güvenlik Dergisi (Journal of Social Security)*. 10(2). 259-272

Geliş Tarihi/Received: 13/07/2020 • Güncelleme Tarihi/Revised: 27/10/2020 • Kabul Tarihi/Accepted: 16/12/2020

* Dr. Öğr. Üyesi, Hitit Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, bugrabagci@hitit.edu.tr

GİRİŞ

Çalışmaya engel herhangi bir durumu olmayan ve çalışma isteği olan kişilerin, çalışabilecekleri bir iş bulamaması durumu işsizlik olarak tanımlanmaktadır (Seyidoğlu, 1999: 294).

İşsizlik oranı, gelişmiş ülkelerin dışında kalan ülkelerin genellikle gündeminde bulunurken, zaman zaman gelişmiş ülkelerin dahi gündeminde yer almaktadır. Dolayısıyla, işsizlik tüm dünya ülkelerinin ortak bir problemi olarak değerlendirilmektedir. Çünkü işsizlik oranındaki yükselişler hem bireysel hem de toplumsal anlamda geliri düşürmekte, yoksulluğu arttırmakta ve gelir dağılımında adaletsizliğe sebep olmaktadır. Bu gibi ekonomik etkilerinin yanında işsiz kalan kişinin kapasite ve yeteneklerini kullanamaması sebebiyle bu yetenek ve kapasitelerinin deformasyona uğramasıyla, işsizliğin sosyolojik ve psikolojik açıdan da etki göstermesi söz konusu olmaktadır. İşsizlik oranının yüksekliğinin, sayılan bu etkileri göz önüne alındığında işsizlik probleminin anlaşılması ve bu oranın düşürülmesi için politikalar geliştirilmesinin hayati olduğu anlaşılmaktadır (Karaali ve Ülengin, 2008: 17).

İşsizlik oranı, üzerinde çalışmak için yeterince geniş bir ekonomik değişken olmasının yanında, diğer ekonomik değişkenleri de etkileme gücü olması sebebiyle bireyler ve devletler açısından önemle izlenmektedir.

Diğer çalışma alanlarında olduğu gibi özellikle ekonomi alanında da politikalar belirlenmesi ve uygulanması, ancak geleceğin doğru öngörülmesiyle mümkün olmaktadır. Bu anlamda, ele alınan değişken hakkında cari dönemde alınan kararlar ve belirlenen politikalar ancak değişkenin gelecekte alabileceği değerler ve izleyeceği zaman yolunun tahmin edilmesi ile anlam kazanmaktadır. Geleceğin tahmininin doğruluk oranı ise belirlenen politika ve alınan kararların başarısında direkt etkili olmaktadır. Bu sebeple tahmin konusunun çok önemli olmasının ötesinde, yapılan tahminin doğruluk oranı da özellikle büyük önem arz etmektedir. Tahmin doğruluğunun artırılması için daha esnek yapıları yeni matematiksel modeller geliştirmenin yanında, modellerin farklı şekillerde modifiye edilmesi veya farklı modellerle kombinlerinin yapılması da bu konuda yapılan çalışmalardandır.

Bu çalışmada da GM (1,1) modeli Markov analizi ile birleştirilerek Gri Markov modeli elde edilmiş ve Türkiye’de işsizlik oranı bu modellerle tahmin edilmiştir.

İşsizlik oranının tahmin edilmesine yönelik yapılmış çalışmalar araştırıldığında literatürde karşılaşılan çalışmalardan bazıları şunlardır: Funke (1992) çalışmasında, tek değişkenli ve çok değişkenli zaman serisi analiz yöntemleri ile Almanya işsizlik oranını tahmin etmiştir. Edlund ve Karlsson (1993) çalışmalarında, İsveç’te işsizlik oranını tahmin etmede ARIMA, VAR ve transfer fonksiyonu tekniklerini kullanmışlardır. Proietti (2003) çalışmasında, farklı doğrusal ve doğrusal olmayan tahmin teknikleri ile Amerika’da işsizlik oranını tahmin ederek tekniklerin tahmin başarısını karşılaştırmıştır. Floros (2005) çalışmasında, çeşitli AR ve MA dereceleri ile İngiltere’deki işsizlik oranını tahmin ederek yöntemleri karşılaştırmıştır. Golan ve Perloff (2006) çalışmalarında, Amerika’daki işsizlik oranını tahmin etmek için yeni bir tahmin yaklaşımı önermişlerdir. Bu yöntem hem doğrusal olmayan hem de parametrik olmayan bir yöntem olmakla birlikte en yakın komşular tekniğini de baz almaktadır. Chen (2008) çalışmasında, doğrusal olmayan Gri Bernoulli modeli ile seçilmiş 10 ülkeye ait işsizlik oranını tahmin etmiştir. Rapach ve Strauss (2008) çalışmalarında, Amerika’daki işsizlik oranını tahmin etmede çeşitli model birleştirmeleri önermişler ve bu birleşimlerin bireysel tahminlerden daha kuvvetli olduğunu söylemişlerdir. Karaali ve Ülengin (2008) çalışmalarında, Türkiye’de işsizliğin tahmin edilmesinde yapay sinir ağları ve bilişsel haritalar yöntemini kullanmışlardır. Kurita (2010) çalışmasında, Japonya’daki işsizlik oranının tahmin edilmesinde ARFIMA modelini kullanmıştır. Johnes (2010) çalışmasında,

Amerika’daki işsizlik oranını tahmin etmede MIDAS regresyon modellerini kullanmışlar ve modellere Google’da aranan “işsizlik” kelimesi sayısını da veri olarak eklemiştir. Xu vd. (2012) çalışmalarında, Amerika’daki işsizlik oranlarını tahmin etmek için internet aramalarıyla birlikte bir yapay sinir ağı modeli önermişlerdir. İçen ve Günay (2015) çalışmalarında, Türkiye’de işsizlik oranını iki farklı bulanık doğrusal regresyon analizi ile tahmin etmişlerdir. Dumucic vd. (2015) çalışmalarında, Avrupa ülkelerinin işsizlik oranlarının tahmin edilmesinde Holt ve Holt-Winter yöntemlerini kullanmışlar ve hangi ülkeye hangi modelin daha uygun olduğunu göstermişlerdir. Yücel (2017) çalışmasında, Türkiye’de işsizlik verilerini bulanık doğrusal regresyon analizi ile tahmin etmiştir. Tüzemen ve Yıldız (2018) çalışmalarında, Türkiye’de işsizlik oranını Holt-Winter ve Toplamsal-Mevsimsel Holt-Winter yöntemleri ile tahmin ederek teknikleri karşılaştırmışlardır. Valderrama ve Solano (2019) çalışmalarında, Kolombiya’nın 13 şehrindeki işsizlik oranlarını tahmin ederken o şehirlerde yaşayan hane halkına işsizlik anketi yapmışlar ve bu değerlendirmeleri modellere entegre etmişlerdir.

Çalışmamızda kullanılan Gri Markov modeli ile yapılmış çalışmalar incelendiğinde, literatürde çok yoğun çalışmalara rastlanmamış ve özellikle sosyal bilimlerde daha da az çalışmayla karşılaşmıştır. Bu çalışmalar şu şekilde özetlenebilir: He ve Huang (2005) çalışmalarında, Çin’de tüketilen elektrik miktarı verisini tahmin etmede Gri Markov analizinin hassas sonuçlar ürettiğini göstermişlerdir. Qingfu vd. (2007) çalışmalarında, karayollarında oluşan trafik yoğunluğu oranını tahmin etmede GM (1,1) ve Gri Markov analizini kullanmışlardır. Huang vd. (2007) çalışmalarında, Çin’de 1985-2001 yılları arasındaki geçmiş elektrik tüketimi verilerini kullanarak 2004 yılına kadar gerçekleşmesi planlanan elektrik tüketimini tahmin ederken Gri Markov analizini kullanmışlardır. Wang ve Meng (2008) çalışmalarında, Çin’de 1990-2005 yılları arasındaki elektrik tüketim verisini tahmin etmek için Gri Markov analizini kullanmışlardır. Ma ve Zhang (2009) çalışmalarında, Çin’de üretilen ve tüketilen ham petrol verilerini GM (1,1) ve Gri Markov analizi ile tahmin etmişlerdir. Chen ve Guo (2010) çalışmalarında, işletmelerde finansal krizlerin tahmin edilmesi için Gri Markov analizinin kullanılabilirliğini göstermişlerdir. Zhan-li ve Jin hua (2011) çalışmalarında, 2005-2009 yılları arasında meydana gelen yangın kazası sayılarını tahmin etmek için Gri Markov analizini kullanmışlardır. Chen vd. (2011) çalışmalarında, rüzgâr tribünlerinden elde edilen enerji miktarını tahmin etmek için Gri Markov analizini kullanmışlardır. Dong vd. (2012) çalışmalarında, Çin’de bulunan Haihe nehri üzerindeki 10 istasyondan elde ettikleri geçmiş dönem su seviyelerine ait zaman serilerini tahmin etmede Gri Markov analizini kullanmışlardır. Chen vd. (2012) çalışmalarında, Gri Markov analizi ile trafik kazası sayısı tahminlemesi yapmışlardır. Önalın (2014) çalışmasında, Türkiye’de döviz kuru tahmini için Gri Markov analizini kullanmışlardır. Chen vd. (2015) çalışmalarında, 2005-2013 yılları arasında yıllık bazda gerçekleşen enflasyon verilerini Gri Markov analizi ile tahmin etmiş ve 2017 yılına kadar bir projeksiyon gerçekleştirmişlerdir. Sun vd. (2016) çalışmalarında, Çin’e gelen yabancı turist sayısının tahmin edilmesi için Gri Markov modelini Cuckoo arama algoritması ile optimize etmişlerdir. Hu (2017) çalışmasında, Çin Ulusal Turizm İdaresi ve Tayvan Turizm Bürosu kaynaklarından elde ettiği geçmiş dönem ülkeye giriş yapan yabancı turist sayılarını Gri Markov analizi ile tahmin etmiştir. Wei ve Yanfeng (2017) çalışmalarında, Çin’de 1990-2014 yılları arasında meydana gelen enerji üretimi ve tüketimi verilerini kullanarak Gri Markov analizi ile gelecek dönem tahminlerinde bulunmuşlardır.

Hem işsizlik oranı hakkındaki bilgiler hem de işsizlik oranı ve Gri Markov analizi hakkında yapılan literatür araştırmaları sonucunda, çalışmamız ana amaç olarak, mevcut tahmin yöntemlerinin farklı tekniklerle birleştirilerek tahmin performansının iyileştirilmesi düşüncesini merkeze almakta ve işsizlik oranını daha yüksek doğrulukla tahmin etmeyi

öngörmektedir. Bu amaç doğrultusunda, özellikle ekonomik değişkenlerin daha doğru tahmin edilmesinin hayati olduğu düşünüldüğünde, çalışma bir kat daha önem kazanmaktadır. Çünkü çalışmamızda, yüksek doğruluk oranı ile tahmin edilmesinin önemli olduğu düşünülen işsizlik oranı, günümüzde özellikle gelişmekte olan ülkelerin üzerine eğildiği bir konu olmakla birlikte, farklı alanlarda yaşanan kriz dönemlerinde de gelişmiş ülkeleri dahi yakından ilgilendirmektedir. Bu sebeple, işsizlik oranının daha düşük hata oranı ile tahmin edilmesi önemli bir konudur. Bunun yanında geleneksel zaman serileri analizlerinde belirli veri büyüklüğüne ulaşılması şartının olması ve buna karşın Gri sistem modellerinde çok az gözlemle çalışılabilmesi ve mümkün olduğu kadar doğru sonuçlar elde edilebilmesi de çalışmayı diğer çalışmalardan ayıran bir başka nokta olmaktadır. Bu bilgilerle, çalışmanın literatüre ve ilgili tüm paydaşlara faydalı bilgiler sağlayabileceği düşünülmektedir.

Çalışmamızın sonucunda, GM (1,1) modelinin Markov Zincirleri ile entegre olarak Gri Markov modelinin elde edilmesinin yanında, bu kombin modelin işsizlik oranı tahmininde çok başarılı sonuçlar ürettiği gösterilmiştir. Ayrıca, bu yüksek doğruluk oranıyla gelecek dönemlere dair yapılan işsizlik oranı tahminine göre, önümüzdeki dönemlerde işsizlik oranında düşüşler yaşanabileceği fakat bu düşüşlerin çok keskin düşüşler olmayacağı sonucuna varılmıştır.

Çalışmamızın ilerleyen bölümleri şu şekilde tasarlanmıştır. Birinci bölümde, Gri sistem modellerinden GM (1,1) modeli ve Gri Markov modeli açıklanmaktadır. İkinci bölümde, kullanılan veri seti ve özellikleri yer almaktadır. Üçüncü bölüm, çalışmanın temel bulgularını içerirken, çalışmamız dördüncü bölümde genel sonuç, yorum ve öneriler ile sonlandırılmaktadır.

I- MATERYAL VE YÖNTEM

Çalışmamızın bu bölümünde son zamanlarda tahminleme çalışmalarında sıklıkla kullanılan Gri modellerden GM (1,1) modeli ve Gri Markov modeli anlatılacaktır.

A- GM (1,1) Modeli

Gri sistem teorisi 1980'li yıllarda Ju-Long Deng tarafından özellikle eksik bilgili sistemlerin analiz edilebilmesi için ortaya atılmıştır (Deng, 1982: 288).

Gri sistemlerde stokastik süreç, belli bir aralık veya uzayda değişkenlik gösteren gri değişken olarak kabul edilmektedir (Wu vd., 2015: 490).

Gri sistemlerde tahminleme ise gri sistem teorisini baz alarak en az 4 gözlemle çalışabilen ve birçok alana başarıyla uygulanmış bir yaklaşımdır (Akay ve Atak, 2007: 1671).

GM (1,1) modeli de Gri tahmin modellerinden olup, birinci dereceden tek değişkenli bir modeli ifade etmektedir (Deng, 1989: 1).

GM (1,1) modeli aşağıda açıklanan adımlar çerçevesinde çalışmaktadır.

Negatif olmayan orijinal veri dizisi $X^{(0)}$ aşağıdaki gibi olsun.

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (1)$$

Burada, n gözlem sayısını göstermektedir.

Gerçek veriden hareketle, birinci dereceden toplam üretim operatörü kullanılarak monoton olarak artan (2) dizisi elde edilir.

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (2)$$

Burada,

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (3)$$

dir.

GM (1,1) modelinde yer alan katsayıların hesaplanabilmesi için, birinci dereceden ortalama değer operatörü kullanılarak (4) şeklinde $Z^{(1)}$ dizisi elde edilir.

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)) \quad (4)$$

Burada,

$$z^1(k) = \alpha x^1(k) + (1 - \alpha)x^1(k - 1) \quad (5)$$

dir.

Genellikle kullanılan durulaştırma tekniği eşit ağırlıklı olduğundan $\alpha = 0,5$ alınır ve (5) denklemi;

$$z^{(1)}(k) = 0,5 \cdot x^{(1)}(k) + 0,5 \cdot x^{(1)}(k - 1)$$

şekline dönüşmüş olur.

GM (1,1) gri diferansiyel denkleminin en küçük kareler tahmincisi,

$$x^0(k) + az^1(k) = b \quad (6)$$

şeklinde tanımlanmaktadır.

Burada, GM (1,1) modelinin kullanılarak tahminde bulunulması için yukarıdaki (6) denklemde yer alan a ve b parametrelerini bilinmesi koşulu açıktır. (Wen, 2004) çalışmasında bu parametreleri bulmak için en iyi yöntemin en küçük kareler yöntemi olacağını açıklamıştır.

Bu eşitlikleri matris şeklinde yazmak, aşağıdaki şekilde mümkün olacaktır.

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \quad \hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (7)$$

olmak üzere yukarıdaki (7) denklem takımıyla paralel olacak şekilde matris gösterimlerine ait eşitlik;

$$Y = B\hat{a} \quad (8)$$

şeklinde ifade edilebilir.

Buradan,

$$\hat{a} = [B^T B]^{-1} B^T Y \quad (9)$$

şeklinde çözüm denklemini elde edilir.

Buradan hareketle,

$$\frac{dx^{(1)}(k)}{dt} + ax^{(1)}(k) = b \quad (10)$$

eşitliğiyle verilen birinci dereceden türevlenebilir diferansiyel denklemin çözümü;

$$x^{(1)}(t) = \left[x^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] \cdot e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (11)$$

şeklinde elde edilir.

$x^{(1)}(t)$ nin $(k + 1)$ noktasındaki çözümü;

$$\hat{x}^{(1)}(k + 1) = \left[x^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] \cdot e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (12)$$

tahmin denklemini elde edilir.

GM (1,1) modelinin çalışabilmesi için orijinal veri birikimli bir seri haline getirildiğinden, tahmin sonuçlarının elde edilebilmesi için

$$\hat{x}^{(0)}(k + 1) = \alpha^{(1)} \hat{x}^{(1)}(k + 1) = \hat{x}^{(1)}(k + 1) - x^{(1)}(k) \quad (13)$$

eşitliği kullanılarak geri birikimli seri oluşturulmalıdır (Deng, 1989: 5-9).

B- Gri Markov Modeli

Zaman serilerinin tahmin edilmesinde, serinin volatilitésinin yüksekliđi genellikle tahmin performansını düşürmektedir. Bu durumu ortadan kaldırmanın bir yolu da, elde edilen sonuçların modifiye edilmesi ya da farklı tekniklerin birleştirilmesidir. Bu düşünceden hareketle, çalışmamızda serilerdeki dalgalanmanın artmasıyla tahmin gücünde düşüleri gözlenen GM (1,1) modeli, Markov zinciri ile birleştirilmektedir.

Markov zincirinin uygulama alanları oldukça geniştir. Bunun sebebi de Markov zincirinin stokastik süreçlerin özel bir hali olmasıdır.

$$P(X_{n+k} = i_{n+k} | X_1 = i_1, \dots, X_n = i_n) = P(X_{n+k} = i_{n+k} | X_n = i_n) \quad (14)$$

eşitliğini sağlayan $X = \{X_n; n \geq 1\}$ stokastik sürecine Markov zinciri denir.

Buradan Markov tahmin süreci şu şekilde ifade edilebilir.

Negatif olmayan orijinal veri dizisi $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))$ ve GM(1,1) modeli ile tahmin edilmiş veri dizisi ise

$\hat{X}^{(0)} = (\hat{x}^{(0)}(1), \hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \dots, \hat{x}^{(0)}(n))$ şeklinde olsun.

$\varepsilon^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$, $k = 1, 2, \dots, n$ olmak üzere GM (1,1) modelinden elde edilen hatalar dizisi $\varepsilon = (\varepsilon^{(0)}(1), \varepsilon^{(0)}(2), \dots, \varepsilon^{(0)}(n))$ şeklinde ifade edilmiş olsun. Bu durumda

tahmin modelinden elde edilen hataları m farklı duruma bölebiliriz ve bu yeni süreç ise bir Markov sürecini ifade eder.

Burada,

$$S_{1i} = \hat{x}^{(0)}(k) + A_i$$

$$S_{2i} = \hat{x}^{(0)}(k) + B_i$$

olmak üzere bu durumlar içerisinde herhangi bir S_i durumu $S_i = [S_{1i}, S_{2i}]$ şeklinde ifade edilebilir.

Geçiş olasılıkları matrisinin elde edilmesinde ise, M_{ij} , S_i durumundan S_j durumuna geçen gözlem sayısı ve M_i ise S_i durumundaki gözlem sayısını belirtmek üzere, Markov zincirinin S_i durumundan S_j durumuna geçiş olasılığı;

$$p_{ij}(k) = \frac{M_{ij}(k)}{M_i}, \quad i = \overline{1, m} \quad (15)$$

olmak üzere k -adım geçiş olasılık matrisi

$$P_{ij}(m) = \begin{bmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) & \dots & p_{1j}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) & \dots & p_{2j}(k) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{i1}(k) & p_{i2}(k) & \dots & p_{ij}(k) \end{bmatrix} \quad (16)$$

şeklinde yazılabilir. Burada,

$$\sum_{i=1}^m p_{ij}(k) = 1 \quad (17)$$

dir.

Geçiş olasılıkları matrisi bir sonraki gözlemin durumunu tahmin etmek için kullanılmaktadır.

Varsayalım ki ele alınan Markov zinciri şu anda S_i durumunda olsun. O halde $P(1)$ matrisinde i . Satır elemanları incelendiğinde,

$$\max_j (p_{ij}(1)) = p_{il}(1) \quad (18)$$

eşitliği sağlandığında Markov zincirinin sonraki adımda S_l durumuna geçiş yapacağı tahmin edilir.

Burada $R(1)$ geçiş olasılıkları matrisinde l . satırdaki elemanların herhangi ikisi veya daha fazlası birbirine eşit ise bu durumda $P(k)$, $k \geq 2$ geçiş olasılıkları matrislerinin l . satırları kontrol edilmelidir. Bu sonuca göre, tahmin değeri ise ele alınan gri aralığın orta noktası olmaktadır.

Bu durum tespit edildikten sonra,

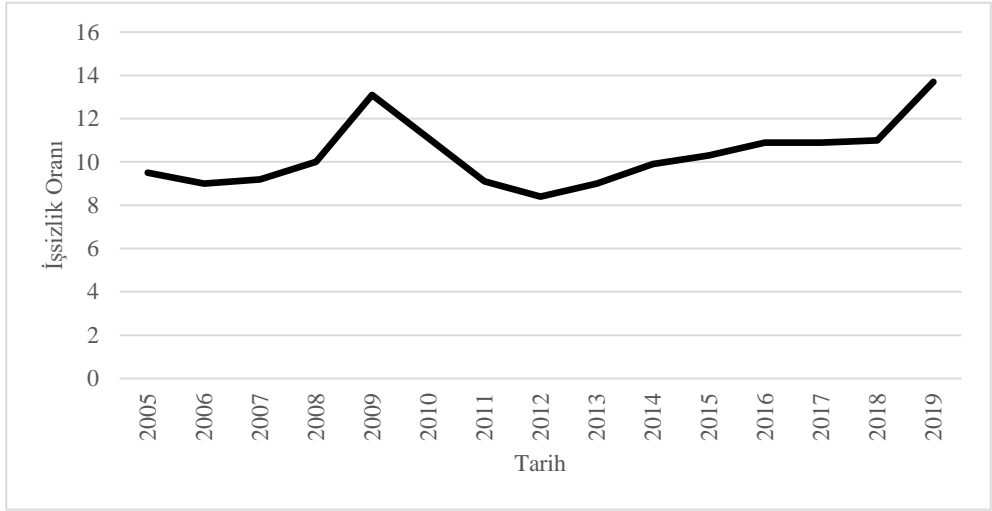
$$\hat{x}_{Markov}^{Gri}(i) = \hat{x}^{(0)}(k) + \varepsilon_{Markov}^{Gri}(i) \quad (19)$$

eşitliği ile Gri Markov modeline ait yeni tahmin sonuçları elde edilebilir (Zhang, 2010: 47-48).

II-VERİ SETİ

Çalışmamızda, tüm dünya ülkelerinde olduğu gibi Türkiye'nin de gündeminde oldukça sık araştırılan konulardan biri olan işsizlik oranı verileri kullanılmıştır. Çalışmada, 2005-2019 tarihleri arasındaki yıllık veriler analiz edilmiştir. İşsizlik oranı verileri, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) istatistikler üzerinden elde edilmiştir. Çalışmaya konu olan işsizlik oranlarında herhangi bir eksik veriye rastlanmamıştır. Analizler için verilerin herhangi bir dönüşüme ihtiyacı olmadığından doğrudan gerçek veriler kullanılmıştır. İşsizlik oranının ele alınan dönemler itibariyle zaman seyri grafiği Şekil 1'de yer almaktadır.

Şekil 1. İşsizlik Oranına Ait Gerçek Değerlerin Zamana Göre Grafiği



Türkiye'de işsizlik oranı grafiği yakından incelendiğinde özellikle 2007 yılında başlayan yükseliş trendi 2009 yılında en yüksek noktaya ulaşmış gibi görünse de 2012 yılına kadar bir düşüş yaşanmış fakat bu durum 2012 yılı itibariyle yine tersine dönmüştür. 2018 yılına kadar devam eden ılımlı yükseliş trendi ise 2018 yılı itibariyle farklı bir boyut kazanmış ve daha keskin bir yükseliş trendi yakalamıştır. 2019 yılında ise ele alınan dönemler arasındaki en yüksek değeri almıştır.

III- ANALİZ VE BULGULAR

Çalışmamızda 2005-2019 dönemine ait yıllık işsizlik oranı verileri öncelikle GM (1,1) modeli ile analiz edilmiş ve tahmin sonuçları hesaplanmıştır. Sonrasında her bir gözlem değerine ait hesaplanan hata oranları ve orijinal serinin zaman seyri grafiğine de bakılarak, mümkün olan durum sayısı belirlenmiş ve her bir gözlemin hangi durumun içerisinde yer aldığı gösterilmiştir. Bu durumların birbirlerine geçişlerinden hesaplanan matrisle Gri Markov zinciri oluşturulmuş ve tüm gözlemlere ait yeni tahmin sonuçları elde edilmiştir.

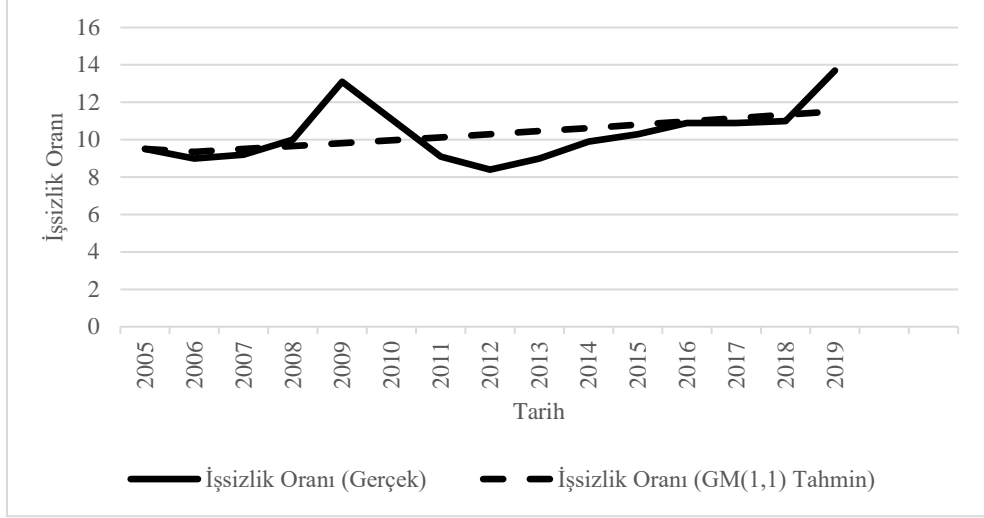
Bu anlamda öncelikle GM (1,1) modeli ile gerçek verilere ait kestirimler, eşitlik (20)'de tanımlanan tahmin denklemi ile elde edilmiştir.

$$y^{(1)}(k+1) = \left[y^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] \cdot e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (20)$$

$$y^{(1)}(k+1) = (579,3752)e^{0,01601k} - 569,88507$$

Yukarıda yazılan GM (1,1) modeli ile elde edilen tahmin değerleri ve gerçek değerlerin zamana göre grafikleri Şekil 2’de yer almaktadır.

Şekil 2. İşsizlik Oranına Ait Gerçek Değerler ve GM (1,1) Modeli Tahminlerinin Zamana Göre Grafiği



Şekil 2’de verilen grafiğe göre, serinin gerçek değerlerinde meydana gelen dalgalanmalarda, GM (1,1) modelinin biraz daha yüksek hatalarla tahminler ürettiği ve modelin bu dalgalanmaları yakalamakta güçlük çektiği görülmektedir.

Tablo 1’de GM (1,1) modeli ile hesaplanan tahmin değerleri, hata oranları, hataların kaç farklı durumda olduğu ve hangi gözlem değerinin hangi durum içerisinde yer aldığı gösterilmektedir.

Tablo 1. GM (1,1) Modeline Ait Tahmin Sonuçları

Tarih	Gerçek Değer	GM (1,1) Tahmin Değeri	Hata Oranı	Görel Hata	Durum
2005	9,50	9,50	0,00	0	S_2
2006	9,00	9,35	-0,35	0,039	S_1
2007	9,20	9,50	-0,30	0,033	S_1
2008	10,00	9,65	0,35	0,034	S_2
2009	13,10	9,81	3,29	0,251	S_3
2010	11,10	9,96	1,13	0,102	S_2
2011	9,10	10,12	-1,03	0,113	S_1
2012	8,40	10,29	-1,89	0,225	S_1
2013	9,00	10,46	-1,46	0,162	S_1
2014	9,90	10,63	-0,73	0,073	S_1
2015	10,30	10,79	-0,50	0,049	S_1
2016	10,90	10,97	-0,07	0,007	S_2
2017	10,90	11,15	-0,25	0,023	S_1
2018	11,00	11,33	-0,33	0,030	S_1
2019	13,70	11,51	2,19	0,159	S_3
MAPE			0,087		
RMSE			1,289		

Tablo 1’de de görüldüğü üzere GM (1,1) tahmin modeli ile yapılan tahminler sonucu oluşan hata oranları ve serinin gerçek değerlerinin zaman seyri grafiği baz alınarak hatalar 3 farklı durumda ifade edilmiştir. Bu durumların alt ve üst sınırları, sabit aralıklar şeklinde aşağıda yazıldığı gibi hesaplanmıştır.

$$S_1 = [-1.89, -0.16)$$

$$S_2 = [-0.16, 1.57)$$

$$S_3 = [1.57, 3.30)$$

Buna göre geçiş olasılıkları matrisinin hesaplanmasında kullanılacak sıklık matrisi aşağıdaki şekilde elde edilmiştir.

$$F = \begin{bmatrix} 6 & 2 & 1 \\ 3 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Buradan, ele alınan Markov zincirinin 1-adım geçiş olasılıkları matrisi;

$$P(1) = \begin{bmatrix} 0.66 & 0.22 & 0.11 \\ 0.75 & 0 & 0.25 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

şeklinde yazılabilir.

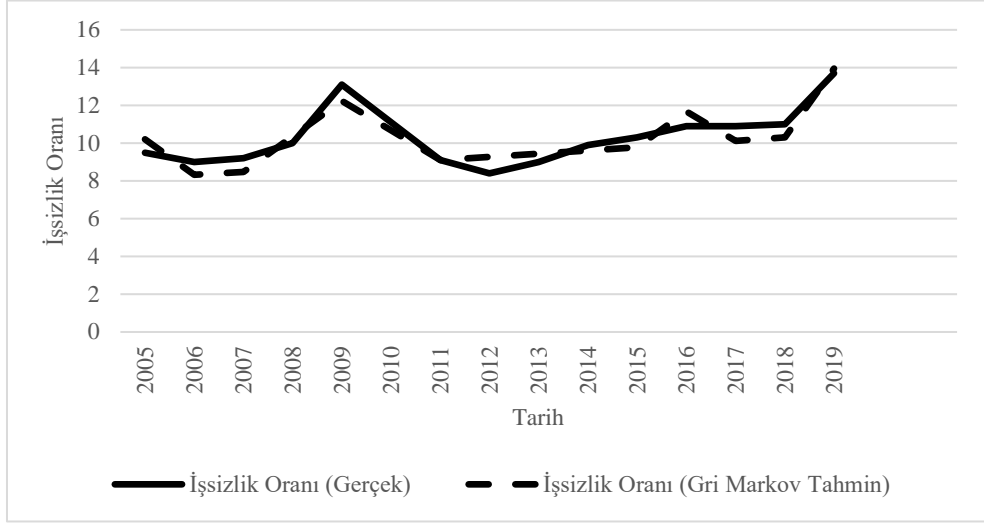
Bu şekilde GM (1,1) modeli ile yapılan tahmin sonucunda oluşan hataların Gri Markov modeli ile tekrar hesaplanarak elde edilen yeni tahmin değerleri Gri Markov Tahmin başlığı altında Tablo 2’de görülmektedir.

Tablo 2. Gri Markov Modeline Ait Tahmin Sonuçları

Tarih	Gerçek Değer	Gri Markov Tahmin	Hata	Görelî Hata
2005	9,50	10,21	-0,71	0,074
2006	9,00	7,98	0,67	0,075
2007	9,20	8,18	0,72	0,079
2008	10,00	10,71	-0,36	0,036
2009	13,10	15,54	0,85	0,065
2010	11,10	11,81	0,43	0,038
2011	9,10	8,08	0,00	0,000
2012	8,40	7,38	-0,87	0,103
2013	9,00	7,98	-0,43	0,048
2014	9,90	8,88	0,30	0,029
2015	10,30	9,28	0,53	0,050
2016	10,90	11,61	-0,78	0,071
2017	10,90	9,88	0,77	0,070
2018	11,00	9,98	0,69	0,063
2019	13,70	16,14	-0,25	0,018
MAPE			0,054	
RMSE			0,609	

Tablo 2’ye göre, Gri Markov modelinin gerçek değerlere daha yakın değerler ürettiği görülmektedir. Bu durum, Gri Markov modeli tahmin sonuçlarına göre oluşan yeni hata oranlarında da açıkça görülmektedir. Hesaplanan Gri Markov tahmin değerlerinin gerçek değerlere uygunluğunun bir başka açıdan da görülebilmesi için aşağıdaki zamana göre birlikte hareketlerini içeren grafik Şekil 3’te verilmiştir.

Şekil 3. İşsizlik Oranına Ait Gerçek Değerler ve Gri Markov Modeli Tahminlerinin Zamana Göre Grafiği



Şekil 3 incelendiğinde, Gri Markov modeli ile elde edilen sonuçların, serinin gerçek değerlerinde meydana gelen dalgalanmayı daha doğru algıladığı ve bu durumun da tahmin sonuçlarının başarısına yansıtıldığı anlaşılmaktadır.

İki tahmin modeline göre hesaplanan iki farklı hata göstergesi birlikte Tablo 3’te verilmiştir.

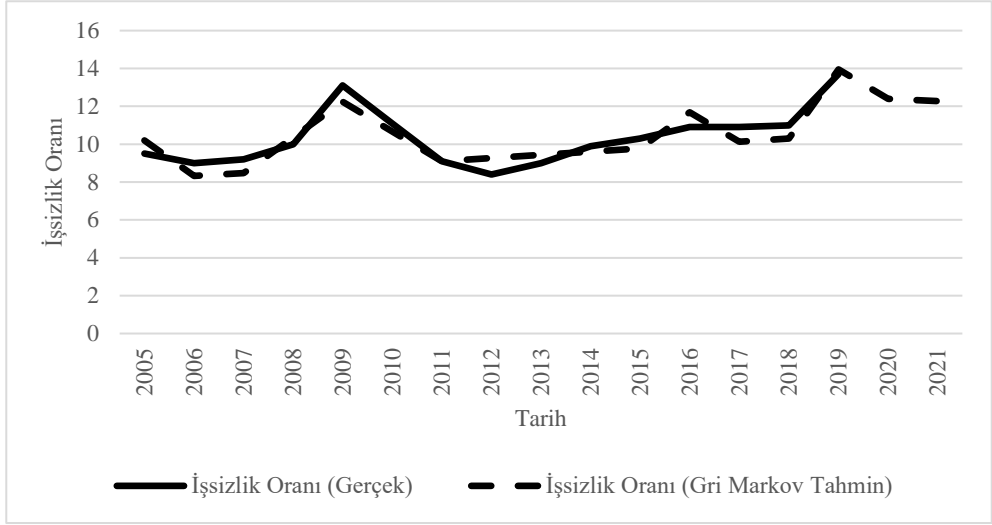
Tablo 3. Kullanılan Modellere İlişkin Farklı Hata Oranı Hesaplamaları

	GM (1,1) Modeli	Gri Markov Modeli
MAPE	0,087	0,054
RMSE	1,289	0,609

GM (1,1) ve Gri Markov modelleri kullanılarak işsizlik oranı için yapılan tahminleme sonucunda Tablo 3’te de görüldüğü üzere, hesaplanan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ve RMSE (Root Mean Square Error) değerleri incelendiğinde, Gri Markov modelinin, GM (1,1) tahmininde oluşan hata oranlarını azalttığı ve daha başarılı tahmin sonuçları ürettiği görülmektedir.

Bu durumda tahmin doğruluk oranı daha yüksek olan Gri Markov analizi ile gelecek dönem tahminleri yapılmış ve elde edilen değerler ve grafik Şekil 4’te verilmiştir. Burada, 2019 yılı verisinin S_3 durumunda olduğu ve bir sonraki durumun S_2 durumunda gerçekleşeceği tahminiyle öngörüler oluşturulmuştur.

Şekil 4. İşsizlik Oranının Gri Markov Modeline Göre Gelecekte Alacağı Değerler



Burada, 2020 ve 2021 yılları için tahmin edilen işsizlik oranı sırasıyla 12,39 ve 12,28'dir. Buradan anlaşılan, işsizlik oranının 2019 yılında bir üst sınır yaşadığı ve koşullar bu şekilde devam ettiği sürece önümüzdeki iki yıl boyunca işsizlik oranında ılımlı düşüşler yaşanacağı fakat eğrinin hareketinden de anlaşılacağı üzere bu düşüşün keskin bir düşüş olmayacağıdır.

SONUÇ

Tüm sistemlerde olduğu gibi ekonomik sistemlerde yer alan değişkenlerin değerlerinin tahmin edilmesi de çok büyük öneme sahiptir. Bu anlamda, hem yeni teknikler, yeni algoritmaların geliştirilmesiyle tahmin tekniklerinin sayısı ve gücü artırılmakta, hem de mevcut tahmin tekniklerinin tahmin gücünün artırılması için çeşitli kombinasyonlar veya modifiye çalışmaları literatürde oldukça yer tutmaktadır. Çalışmada da özellikle ekonomik değişkenler üzerine çok sık çalışmaların olmadığı Gri sistem modelleri ve Markov analizinin birleştirilmesiyle elde edilen Gri Markov analizi, işsizlik verilerinin daha doğru tahmin edilmesi amacıyla kullanılmıştır.

İşsizlik verilerinin hem devletler hem de bireyler açısından hayati öneme sahip olduğu bilinmektedir. Çünkü kişilerin gelecek planlaması, sektörlerin planlanması ve daha birçok alanda direkt olarak kullanılan bu veri, Türkiye'de de yakından takip edilmektedir.

Bu düşünceden hareketle, öncelikle işsizlik oranına ait veriler Gri sistem modellerinden GM (1,1) modeli ile tahmin edilmiştir. Sonrasında, her bir gözlem değerine ait hata oranları hesaplanarak hem hata oranları hem de verinin orijinal hali göz önüne alınarak Markov analizi yapabilmek için durumlar tespit edilmiş ve durum geçişleri matrisi elde edilmiştir. Bu matris ve durum geçişleri yardımıyla Gri Markov analizi kullanılarak tüm gözlemler yeniden tahmin edilmiştir. GM (1,1) modeli ve Gri Markov yöntemlerinin karşılaştırılabilmesi için yeni tahmin değerlerine ait hata oranları da hesaplanmıştır. Yapılan karşılaştırmada, Gri Markov analizinin daha doğru tahmin sonuçları ürettiği görülmüştür. Bu durum, hem tahmin değerlerine ait MAPE ve RMSE değerleri hem de gerçek değerlerle birlikte tahmin değerlerinin zamana göre birlikte hareketini gösteren grafiklerde açıkça görülmüştür. Gri Markov analizinin, seride meydana gelen dalgalanmaları daha iyi tespit ettiği ve zamana göre izlediği yolun gerçek serinin izlediği yola daha çok benzediği sonucuna ulaşılmıştır.

Gri Markov analizi ile gelecek dönemlere ilişkin yapılan tahminlere bakıldığında ise, 2020 ve 2021 yılları itibariyle işsizlik oranında düşüş yaşanacağı fakat bu düşüşün sert bir düşüş değil, daha ılımlı ve daha yatay şekilde gerçekleşeceği öngörülmektedir. Dolayısıyla tahmin edilen gelecek dönem değerlerinin de ele alınan dönemler itibariyle (2005-2019) görece yüksek olduğu ve bu bilgiler ışığında hükümetin gerek kamu gerekse de özel sektör vasıtasıyla istihdamı artırmaya yönelik çalışmaları daha yoğun şekilde sürdürmesi gerekliliğini ortaya koymaktadır.

Kaynakça

- Akay, D. ve Atak, M. (2007). Grey Prediction with Rolling Mechanism for Electricity Demand Forecasting of Turkey. *Energy*. 32(9). 1670-1675.
- Chen, C. I. (2008). Application of the Novel Nonlinear Grey Bernoulli Model for Forecasting Unemployment Rate. *Chaos, Solitons & Fractals*. 37(1). 278-287.
- Chen, K. M., Xie, L. F. ve Xiang, W. S. (2012). Traffic Accidents Prediction Using Improved Grey-Markov Model. In *Advanced Materials Research, Trans Tech Publications Ltd. Vol. 378. 222-225*.
- Chen, L. H. ve Guo, T. Y. (2011). Forecasting Financial Crises for an Enterprise By Using the Grey Markov Forecasting Model. *Quality & Quantity*. 45(4). 911-922.
- Chen, S., Ye, L., Zhang, G., Zeng, C., Dong, S. ve Dai, C. (2011, October). Short-Term Wind Power Prediction Based on Combined Grey-Markov Model. In *2011 International Conference on Advanced Power System Automation and Protection IEEE. Vol. 3. 1705-1711*.
- Chen, X., Jiang, K. ve Liu, Y. (2015, August). Inflation Prediction for China Based on the Grey Markov Model? In *2015 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services (GSIS)*. 301-306.
- Deng, J. L. (1982). Control Problems of Grey Systems. *Sys. & Contr. Lett.* 1(5). 288-294.
- Deng, J. L. (1989). Introduction to Grey System Theory. *The Journal of Grey System*. 1(1). 1-24.
- Dong, S., Chi, K., Zhang, Q. ve Zhang, X. (2012). The Application of a Grey Markov Model to Forecasting Annual Maximum Water Levels at Hydrological Stations. *Journal of Ocean University of China*. 11(1). 13-17.
- Dumičić, K., Čeh Časni, A. ve Žmuk, B. (2015). Forecasting Unemployment Rate in Selected European Countries using Smoothing Methods. *World Academy of Science, Engineering and Technology: International Journal of Social, Education, Economics and Management Engineering*. 9(4). 867-872.
- Edlund, P. O. ve Karlsson, S. (1993). Forecasting the Swedish Unemployment Rate VAR vs. Transfer Function Modelling. *International Journal of Forecasting*. 9(1). 61-76.
- Floros, C. (2005). Forecasting the UK Unemployment Rate: Model Comparisons. *International Journal of Applied Econometrics and Quantitative Studies*. 2(4). 57-72.
- Funke, M. (1992). Time-Series Forecasting of the German Unemployment Rate. *Journal of Forecasting*. 11(2). 111-125.
- Golan, A. ve Perloff, J. M. (2004). Superior Forecasts of the US Unemployment Rate Using a Nonparametric Method. *Review of Economics and Statistics*. 86(1). 433-438.
- He, Y. ve Huang, M. (2005, November). A Grey-Markov Forecasting Model for the Electric Power Requirement in China. In *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*. 574-582. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Hu, Y. C. (2017). Predicting Foreign Tourists for the Tourism Industry Using Soft Computing-Based Grey-Markov Models. *Sustainability*. 9(7). 1228.
- Huang, M., He, Y. ve Cen, H. (2007). Predictive Analysis on Electric-Power Supply and Demand in China. *Renewable Energy*. 32(7). 1165-1174.

- İçen, D. ve Günay, S. (2015). Türkiye'deki İşsizlik Oranının Bulanık Doğrusal Regresyon Analiziyle Tahmini. *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik ve Aktüerya*. 8(1). 10-26.
- Johnes, G. (1999). Forecasting Unemployment. *Applied Economics Letters*. 6(9). 605-607.
- Karaali, F. Ç. ve Ülengin, F. (2011). Yapay Sinir Ağları ve Bilişsel Haritalar Kullanılarak İşsizlik Oranı Öngörü Çalışması. *İTÜDERGİSİ/d*. 7(3). 15-26.
- Kurita, T. (2010). A Forecasting Model for Japan's Unemployment Rate. *Eurasian Journal of Business and Economics*. 3(5). 127-134.
- Lasso-Valderrama, F. ve Zárate-Solano, H. M. (2019). Forecasting the Colombian Unemployment Rate Using Labour Force Flows. *Banco de la Republica de Colombia*. 1073. 1-19.
- Ma, H. ve Zhang, Z. (2009). Grey Prediction with Markov-Chain for Crude Oil Production and Consumption in China. In the Sixth International Symposium on Neural Networks (ISNN 2009). Springer, Berlin, Heidelberg. 56. 551-561.
- Önalın, O. (2014). Currency Exchange Rate Estimation Using Grey Markov Prediction Model. *Journal of Economics Finance and Accounting*. 1(3). 205-217.
- Proietti, T. (2003). Forecasting the US Unemployment Rate. *Computational Statistics & Data Analysis*. 42(3). 451-476.
- Qingfu, L., Qunfang, H. ve Peng, Z. (2007, November). Application of Grey-Markov Model in Predicting Traffic Volume. In 2007 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services. 707-711.
- Rapach, D. E. ve Strauss, J. K. (2008). Forecasting US Employment Growth using Forecast Combining Methods. *Journal of Forecasting*. 27(1). 75-93.
- Seyidođlu, H. (1999). *Ekonomik Terimler*. İstanbul: Güzem Can Yayınları.
- Sun, X., Sun, W., Wang, J., Zhang, Y. ve Gao, Y. (2016). Using a Grey-Markov Model Optimized by Cuckoo Search Algorithm to Forecast the Annual Foreign Tourist Arrivals to China. *Tourism Management*. 52. 369-379.
- TÜİK (2020). <http://www.tuik.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>. (Erişim: 1 Haziran 2020).
- Tüzemen, A. ve Yıldız, Ç. (2018). Holt-Winters Tahminleme Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi: Türkiye İşsizlik Oranları Uygulaması. *Atatürk University Journal of Economics & Administrative Sciences*. 32(1). 1-19.
- Wang, X. P. ve Meng, M. (2008, July). Forecasting Electricity Demand Using Grey-Markov Model. In 2008 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 3. 1244-1248.
- Wei, S. ve Yanfeng, X. (2017). Research on China's Energy Supply and Demand Using an Improved Grey-Markov Chain Model Based on Wavelet Transform. *Energy*. 118. 969-984.
- Wu, L., Liu, S., Liu, D., Fang, Z. ve Xu, H. (2015). Modelling and Forecasting CO2 Emissions in the BRICS (Brazil, Russia, India, China, and South Africa) Countries Using a Novel Multi-Variable Grey Model. *Energy*. 79. 489-495.
- Xu, W., Li, Z. ve Chen, Q. (2012, January). Forecasting the Unemployment Rate By Neural Networks Using Search Engine Query Data. *45th Hawaii International Conference on System Sciences*. 3591-3599.
- Yücel, L. I. (2017). Türkiye'de 2012-1/2016-3 Arası Dönemde 15-64 Yaş Grubu için İstihdam Dışı Oranın Bulanık Doğrusal Regresyon Analizi ile Tahmini. *Ekonometri ve İstatistik Dergisi*. 27. 29-50.
- Zhang, Y. (2010). Predicting Model of Traffic Volume Based on Grey-Markov. *Modern Applied Science*. 4(3). 46-50.
- Zhan-Li, M. ve Jin-Hua, S. (2011). Application of Grey-Markov Model in Forecasting Fire Accidents. *Procedia Engineering*. 11. 314-318.