

**TÜRKİYE’NİN ENFLASYON VE İŞSİZLİK ORANININ YAPAY SİNİR AĞLARI VE
BOX-JENKİNS YÖNTEMİYLE TAHMİNİ**

*THE PREDICTION OF TURKEY'S INFLATION AND UNEMPLOYMENT RATE USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND BOX-JENKINS METHOD*

Yrd. Doç. Dr. Oktay KIZILKAYA

Hakkari Üniversitesi, İİBF, İktisat Bölümü, o.kizilkaya.4@gmail.com, Hakkari/Türkiye

ÖZ

Bir ülkenin gelecek yıllara ait makroekonomik değişkenlerinin doğru olarak tahmin edilmesi, karar birimlerinin ekonomi politikalarını oluşturmasında önemli bir role sahiptir. Makroekonomik göstergelerden ekonomik büyüme, enflasyon oranı ve işsizlik oranı, ülkenin ekonomik performansı hakkında fikir veren önemli değişkenlerdendir. Bu çalışmada; son yıllarda tahmin modellemesinde sıklıkla kullanılan yapay sinir ağları (YSA) ve ARIMA modeli yardımı ile Türkiye'nin enflasyon ve işsizlik oranı değerlerinin tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada 1923-2014 dönemi yıllık işsizlik oranı ve 1969-2014 dönemi yıllık enflasyon oranı verileri kullanılmıştır. Enflasyon ve işsizlik oranı değişkenleri için literatürde yaygın olarak kullanılan bir YSA modeli olan Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), ve uygun ARIMA sürecini bulma yöntemi olan Box-Jenkins yöntemleri kullanılarak 2015-2020 dönemi tahminler elde edilmiştir. Elde edilen bulguların resmi tahminlere göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, ARIMA Modeli, İşsizlik Oranı, Enflasyon Oranı.

ABSTRACT

The prediction of macroeconomic variables of a country accurately for the years in future has a significant role for decision-making units to make economy policies. Economic growth, inflation rate and unemployment rate from the macroeconomic indicators are the significant variables which give an idea about the economic performance of the country. In this paper, it was aimed to predict inflation and unemployment rate values of Turkey via Artificial Neural Networks (ANN) and ARIMA models used often in estimation modelling recently. In the paper annual unemployment rate data for 1923-201 period and annual inflation rate data for 1969-2014 period was utilized. For the inflation rate and unemployment rate variables, 2015-2020 period estimation was obtained by using Multilayer Perceptron (MLP), a commonly used ANN model in literature, and Box-Jenkins methods, methods for identifying ARIMA process. It was seen that the obtained findings were more successful than the official estimations.

Key Words: Artificial Neural Networks, ARIMA Model, Unemployment Rate, Inflation Rate.

1. GİRİŞ

Ülkelerin makroekonomik performansları, öncelikle işsizlik, ekonomik büyüme ve enflasyon düzeylerindeki başarıları ile ölçülmektedir. Enflasyon oranı, gayri safi yurt içi hâsıla (GSYİH), işsizlik oranı gibi birçok ekonomik gösterge ekonominin ne kadar iyi olduğunun ve gelecekte ne kadar iyi olacağını göstergeleridir (Huang vd., 2007:127). Ekonomik sorunlar karşısında uygulanacak önlemlerin belirlenmesiyle ilgilenen makroekonomi politikası, işsizlik, enflasyon, ekonomik büyüme, adil gelir dağılımı gibi makroekonomik sorunları çözmek ve ülkenin ekonomik istikrarına katkıda bulunmak amacıdadır. Uygulanan makroekonomi politikasıyla, ülke ekonomisinde hızlı bir üretim artışı (reel ulusal gelir artışı), çalışma düzeyinde (istihdam) artış ya da işsizlikte önemli azalmalar gerçekleştirilmişse, enflasyon oranları önemli ölçüde düşürülmüşse, o ekonomi başarılı olmuştur denilebilir (Ergun, 2013:2). Sürdürülebilir ekonomik büyümenin yanı sıra makroekonomik politikaların diğer iki temel hedefi düşük işsizlik ve genelde pozitif fakat küçük bir enflasyon oranıyla ifade edilen fiyat istikrarıdır. Ancak bu hedefler bazen çatışabilmektedir. İktisatçılar çoğu zaman işsizlikle savaşmak için geliştirilen politikaların enflasyona yol açma riskinin olduğu uyarısını yaparlar. Bunun aksine enflasyonu düşürmek amacıyla geliştirilen politikalar işsizliği yükseltebilir (Krugman ve Wells, 2011:199). A.W. Phillips bu ilişkiyi İngiltere'nin verileri ile analiz ederek ele almıştır. 1950'li yıllarda ortaya

atılan Phillips eğrisi o günden beri makroekonomik analizin köşe taşlarından biri olmuştur. Buna göre işsizlik ve enflasyon oranı arasında asimetrik bir ilişki söz konusudur. Ancak 1970'lerden sonra dünyanın pek çok yerinde işsizlik ve enflasyonun birlikte gözlenmesi, Phillips eğrisine güveni sarsmış olsa da halen yararlı bir analiz aracıdır (Yıldırım vd., 2008:23).

Makroekonomideki ekonomik büyüme, işsizlik ve enflasyon değişkenleri birbiriyle ilişki içindedir. Uygulanacak bir politika bir makroekonomik değişkeni düzeltirken diğerini bozabilir. Burada karar vericilerin ekonomi politikalarını oluştururken, öncelik verdikleri makroekonomik sorun ön plana çıkmaktadır. Öncelik verilen ekonomik sorun ülkelerin geçmişte yaşadıkları krizlerin yol açtığı travmalardan kaynaklanabilir. Amerikalılar 1929 Büyük Buhran sebebiyle işsizliğe, Almanlar I. Dünya savaşının sonucu yaşadıkları hiperenflasyon olgusu sebebiyle enflasyona ve Türkler ise her ekonomik kriz öncesi aşırı yükselen kurlar sebebiyle kur artışlarına öncelik vermektedirler. Bazı iktisatçılar ise, enflasyon ve işsizlik konusunda, sol hükümetlerin işsizliğin azaltılması, sağ hükümetlerin ise enflasyon oranının düşürülmesine öncelik verdiklerini ifade etmektedirler (Snowdon ve Vane, 2005).

Bir ülkenin gelecek yıllara ait makroekonomik değişkenlerinin doğru olarak tahmin edilmesi, karar birimlerinin ekonomi politikalarının oluşturulmasında önemli bir role sahiptir. Bu çerçevede çalışmada ülkelerin makroekonomik performanslarının temel göstergelerinden olan işsizlik oranı ve enflasyon oranı değişkenlerinin 2015-2020 dönemindeki gelecek değerleri tahmin edilmiştir. Makroekonomik değişkenlerin tahmini için literatürde çeşitli zaman serileri teknikleri kullanılmıştır. Bu çalışmada, diğer zaman serisi teknikleri gibi ön koşullar gerektirmemesi ve belirli bir model kalıbının olmaması nedeniyle tahmin problemlerinde sıklıkla tercih edilen Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleri ve uygun ARIMA sürecini bulma yöntemi olan Box-Jenkins yöntemi kullanılmıştır ve elde edilen sonuçların tahmin performansı, başarı ölçütleri çerçevesinde karşılaştırılmıştır. Çalışma şu şekilde organize edilmiştir. Girişi takip eden bölümde literatür taramasının özeti sunulmuş, üçüncü bölümde incelenen enflasyon ve işsizlik oranı değişkenlerinin Türkiye ve Dünya ekonomisindeki görünümü verilmiş, dördüncü bölümde analizde kullanılan yöntemler anlatılmış, beşinci bölümde ise analiz sonuçları verilmiştir. Çalışma analiz sonuçlarının yorumlanması ve politika önerileri ile sonlandırılmıştır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Birçok farklı alanda kullanılabilen yapay zekâ uygulamaları, son yıllarda daha popüler olmaya başlamıştır. Yapay sinir ağları da günümüzde en çok ilgi gören yapay zekâ yöntemlerinden biridir. Literatürde konu ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde Nakamura (2005), 1960:01-2003:03 dönemi GSYİH Deflatörü verilerini kullanarak ABD'nin enflasyon tahmininde YSA modelinin kullanılabilirliğini araştırmıştır. Çalışmada erken durdurma prosedürünün, YSA yaklaşımının öngörü başarısına önemli ölçüde katkıda bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır. Erilli vd. (2010), Türkiye'de enflasyon tahmini için, Şubat 2003-Haziran 2008 tüketici fiyat endeksi verileri kullanarak ileri ve geri beslemeli yapay sinir ağları yaklaşımı ile öngörüler elde etmişlerdir. Çalışmada, yapay sinir ağlarının öngörü sonuçlarının yine yapay sinir ağları kullanılarak, kombine edildiği yeni bir melez yaklaşım önerilmiştir. Choudhary ve Haider (2012), 28 OECD ülkesinin aylık Temmuz 2007 ve Haziran 2008 dönemi enflasyon oranı tahmini için farklı YSA modellerinin performansını değerlendirdiği çalışmada; kısa dönem enflasyon tahmini için ülkelerin %45'inde YSA modellerinin, %23'ünde ise otoregresif AR(1) modelinin daha iyi performansa sahip olduğu sonucu ulaşılmıştır. Karaali ve Ülengin (2008), Bilişsel Haritalar Yöntemi kullanarak işsizliği etkileyen değişkenleri uzman görüşleri alınarak belirlemiş ve bu değişkenleri kullanılarak oluşturulan YSA ile Türkiye'nin 1988-2004 çeyrek dönem verileri kullanarak işsizlik oranını tahmini çalışması yapmışlardır. Çalışma sonucunda en iyi tahmin modellerine mevsimsellikten arındırılmış veri seti ile ulaşıldığı sonucuna varmışlardır. Stasinakis vd. (2014) çalışmalarında 1972-2002 dönemi aylık veriler kullanarak ABD'nin işsizlik oranı tahmininde Radyal Tabanlı YSA'nın etkinliğini incelemiş ve tahmin kombinasyonları teknikleri olarak Destek Vektör Regresyonu ve Kalman Filtresinin kullanımını araştırmışlardır. Radyal Tabanlı YSA'nın istatistiksel olarak ARMA, STAR ve kullanılan diğer YSA modellerinden üstün olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

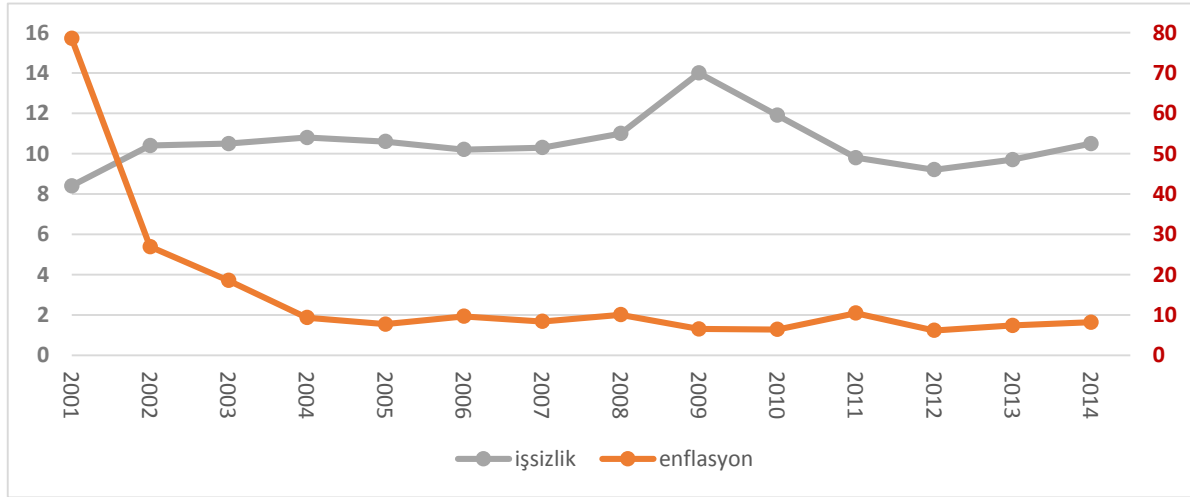
YSA yöntemi ile ekonomi alanında yapılan diğer çalışmalar incelendiğinde Tkacz (2001), 1968Q1-1999Q2 dönemi için üç aylık verileri kullanarak Kanada'da GSYİH büyümesi için yaptığı çalışmada ARIMA modelleri, Lineer modeller ve YSA modellerini karşılaştırmış ve YSA'nın özellikle uzun dönem tahminlerinde daha iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmıştır. Junoh (2004) çalışmada, Malezya ekonomisinin GSYİH tahmini için YSA ve ekonometrik yaklaşımları karşılaştırmış ve YSA'nın daha iyi sonuç verdiği sonucuna ulaşmıştır. Benzer şekilde Düzgün (2008), Türkiye'de 1987Q1:2007Q3 dönemleri için GSYİH tahmininde ve

modellemesinde YSA ve ARIMA modellerini kullanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre GSYİH tahmininde ARIMA modeli ile, YSA modelinden daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Mirbagheri (2010), İran için GSYİH büyüme tahmininde Bulanık Mantık ve Sinirsel Bulanık Mantık yöntemleri kullanarak tahmin sonuçlarını karşılaştırmıştır. Yazar sonuç olarak Sinirsel Bulanık Mantık yöntemi ile daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Liliana ve Napitupulu (2012), Endonezya için GSYİH tahmininde YSA yöntemini kullanmışlardır. Yazarlar makroekonomik göstergelerin tahmininde YSA modeli ile elde edilen tahminlerin, hükümet tarafından yayınlanan tahminlere göre daha iyi olduğu sonucuna varmışlardır. Aygören vd. (2012), İMKB 100 endeksi tahmininde YSA, ARMA ve Newton Yöntemi kullanmış ve model sonuçlarına göre YSA yöntemi, kullanılan diğer iki yöntemle göre daha başarılı performans göstermiştir. Yakut vd. (2014), borsa endeksi tahmini için Destek Vektör Makineleri ve YSA yöntemini kullanmış, elde edilen sonuçlar her iki yöntemin de borsa endeksi tahmininde kullanılabileceğini göstermiştir. Söyler ve Kızılkaya (2015), 1988Q1 – 2013Q3 dönemleri üç aylık veriler kullanarak Türkiye'nin ekonomik büyüme oranlarının tahmininde ÇKA, RTFA ve Elman Ağı olmak üzere üç farklı YSA modeli ve Box-Jenkins yöntemi ile elde edilen otoregresif model kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre 4 girdi katmana sahip RTFA modelinin en yüksek doğruluğu sağladığı görülmüş ve bu model yardımıyla ekonomik büyüme oranı tahminleri yapılmıştır.

3. TÜRKİYE'DE VE DÜNYADA İŞSİZLİK, ENFLASYON VE BÜYÜME

Ülkelerin makroekonomik performanslarının temel belirleyicileri işsizlik, enflasyon ve ekonomik büyüme olduğu için, karar vericiler uzun ve kısa dönem politikalarını buna göre belirlerler. Türkiye 2001 yılında yaşadığı ekonomik krizden sonra “Güçlü Ekonomiye Geçiş Programı” nı uygulamaya koymuş, özellikle bankacılık alanında önemli yapısal düzenlemeler yapmıştır. Uygulanan bu program ve siyasi istikrar neticesinde enflasyonla mücadelede önemli başarılar elde edilmiş ve enflasyon tek haneli rakamlara indirilmiştir. Bu süreçte ülkeye giren doğrudan yabancı yatırımlar artarak, 2007 yılında en yüksek düzey olan 22 milyar \$'lık düzeye ulaşmış ve sürdürülebilir ekonomik büyümenin sağlanmasında kazanımlar elde edilmiştir. Ekonomik büyüme ve enflasyon alanında başarılar gösterilse de, aynı başarı işsizliğin azaltılmasında gösterilememiştir. 2001 yılında %8.4 olan işsizlik 2015 yılında % 10'un üzerine çıkmıştır. Şekil 1'de Türkiye'nin 2001-2014 dönemi yıllık işsizlik ve enflasyon oranları verilmiştir.

Şekil 1. Türkiye'nin 2001-2014 Dönemi İşsizlik ve Enflasyon Rakamları



Kaynak: TCMB, Dünya Bankası ve TÜİK

Şekil 1'den izlenebileceği gibi, Türkiye'de 2001 yılında enflasyon oranı %78.6 iken, 2002 yılında %26.9'a, 2003 yılında %18.5'e ve 2004 yılında ise %9.4'e düşmüş ve genellikle tek haneli olarak devam etmiştir. 2014 yılında ise bu oran %8.2 olarak gerçekleşmiştir. Bu rakamlar dikkate alındığı zaman, Türkiye ekonomisinin enflasyonla mücadelede başarılı olduğu ifade edilebilir. Türkiye ekonomisi için 2001-2014 döneminde işsizlik rakamları incelendiğinde, işsizlik rakamlarının %10 düzeyinde seyrettiği ve işsizlikle mücadelede yetersiz kaldığı söylenebilir. İlgili dönemde uygulanan ekonomi politikaları işsizlikle mücadelede yetersiz kalmış ve nüfus artışına paralel olarak yeni iş olanakları sağlayamamıştır. Ekonomik büyüme rakamları dikkate alındığı zaman ise, Türkiye ekonomisi 2001 ve 2008 küresel kriz dönemlerinde %5.7 ve %4.8 küçülmüştür. Diğer dönemlerde pozitif olarak büyümüş ve 2001-2014 döneminde ortalama büyüme oranı %4.1 olarak gerçekleşmiştir. Bu rakamlar dikkate alındığı zaman Türkiye ekonomisinin önemli büyüme rakamları

kaydettiği fakat %5'lik potansiyel büyüme değerinin altında kaldığı belirtilebilir. Tablo 1'de ekonomik büyüklük olarak en büyük ilk on ülke ve Türkiye verilmiştir.

Tablo 1. GSYİH (Cari US\$) (milyar dolar)

Sıra	Ülke	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	ABD	14420	14960	15520	16160	16770	17419
2	Çin	4990	5931	7322	8229	9240	10355
3	Japonya	5035	5495	5906	5954	4920	4601
4	Almanya	3413	3412	3752	3533	3730	3868
5	Fransa	2694	2647	2863	2687	2806	2989
6	İngiltere	2309	2408	2592	2615	2678	2829
7	Brezilya	1620	2143	2477	2249	2246	2346
8	İtalya	2186	2127	2278	2092	2149	2141
9	Rusya	1223	1525	1905	2017	2097	2049
10	Hindistan	1365	1708	1880	1859	1877	1861
18	Türkiye	614	731	774	788	822	798

Kaynak: Dünya Bankası verileri kullanılarak yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 1'den izlenebileceği gibi, 2014 yılı baz alındığı zaman milli geliri en yüksek olan ülkeler ABD, Çin ve Japonya'dır. 2014 yılında ABD' nin milli geliri 17419 (milyar dolar) iken Çin'in ve Japonya'nın sırasıyla 10355 (milyar dolar) ve 4601 (milyar dolar) dır. Türkiye'nin ise 2013 yılında milli geliri 822 milyar dolar iken 2014 yılında milli gelir bakımından gerileyerek 798 (milyar dolar) olmuş ve dünyada milli gelir bakımından 18. sıradadır. Türkiye'nin mili gelirinin gerilemesinde 2015 yılında oluşan seçim ortamı, siyasi istikrarsızlık, komşu ülkelerde yaşanan problemler sebebiyle daralan dış ticaret ve artan döviz kurlarının önemli ölçüde payı vardır.

Tablo 2'de OECD ülkeleri ve Türkiye'de yıllara göre işsizlik oranları verilmiştir.

Tablo 2. OECD Ülkeleri'nde İşsizlik Oranları (Toplam İşgücü 'nün %'si)

Sıra	Ülke	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	Yunanistan	9.5	12.5	17.7	24.2	27.2	26.3
2	İspanya	18.1	20.2	21.7	25.2	26.3	24.7
3	Portekiz	9.5	10.8	12.7	15.6	16.5	14.2
4	Slovakya	12.1	14.4	13.5	13.9	14.2	13.3
5	İtalya	7.8	8.4	8.4	10.7	12.2	12.5
6	İrlanda	12.0	13.9	14.6	14.7	13.1	11.6
7	Fransa	9.1	9.3	9.2	9.9	10.4	9.9
8	Slovenya	5.9	7.2	8.2	8.8	10.2	9.5
9	Polonya	8.2	9.6	9.6	10.1	10.4	9.2
10	Türkiye	14.0	11.9	9.8	9.2	8.7	9.2
11	Finlandiya	8.2	8.4	7.7	7.6	8.2	8.6
12	Belçika	7.9	8.3	7.1	7.5	8.4	8.5
13	İsveç	8.4	8.7	7.8	8.1	8.1	8.0
14	Macaristan	10.0	11.2	10.9	10.9	10.2	7.8
15	Estonya	13.8	16.9	12.5	10.1	8.6	7.7
	Euro Bölgesi	9.6	10.2	10.2	11.4	12.0	11.5
	Avrupa Birliği	9.0	9.6	9.6	10.5	10.9	10.2
	OECD Üyeleri	8.2	8.4	8.0	8.0	7.9	7.3
	Dünya	6.3	6.1	5.9	5.9	6.0	5.9

Kaynak: Dünya Bankası verileri kullanılarak yazarlar tarafından oluşturulmuştur.

Tablo 2'den izlenebileceği gibi, OECD Ülkeleri ve Türkiye için 2014 yılı baz alındığı zaman işsizlik oranı en yüksek olan ülkeler Yunanistan, İspanya ve Portekiz'dir. Yunanistan'da işsizlik oranı %26.3 iken, İspanya'da ve Portekiz'de bu oran sırasıyla %24.7 ve %14.2'dir. Bu ülkeleri %13.3 ile Slovakya ve %12.5 ile İtalya takip etmektedir. Türkiye ise 2014 yılındaki işsizlik oranı bakımından %9.2 ile OECD Ülkeleri arasında 10. sıradadır. Gerek Türkiye gerekse OECD ve AB ülkelerinde yüksek işsizlik oranları bulunmakta ve işsizlik sorunsalı ilgili ülkelerde en önemli makroekonomik sorunlardan biri olarak dikkat çekmektedir. Dünya genelinde işsizlik oranı %5.9 iken bu oran Euro Bölgesi'nde %11.5, Avrupa Birliği ülkelerinde %10.2 ve OECD ülkelerinde ise %7.3'tür.

4. VERİ SETİ VE METODOLOJİ

Bu çalışmada Türkiye için 1923-2014 dönemi yıllık işsizlik oranı ve 1969-2013 dönemi yıllık enflasyon oranı (TEFE) verileri kullanılmıştır. Veriler, TÜİK, TCMB (EVDS), Bulutay (1995) ve Dünya Bankası web sayfasından temin edilmiştir.

YSA, girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki herhangi bir önbilgiye ihtiyaç duymadan doğrusal ve doğrusal olmayan modellemeyi sağlayabilmektedir. Bu sebeple YSA, tahmin aracı olarak diğer yöntemlere göre daha genel ve esnektir (Zhang vd., 1998:36). YSA, güçlü bir modelleme tekniği olarak finansal ve ekonomik tahminlerde yaygın olarak kullanılır. YSA ile veri seti içinde yatan fonksiyonel ilişkileri algılama ve örüntü tanıma, sınıflandırma, değerlendirme, modelleme, tahmin ve kontrol gibi işlevler gerçekleştirebilir (Huang vd., 2007:115). Zaman serisi analizleri, geçmişte ortaya çıkan verileri kullanarak, gelecekteki değerler hakkında tahminler ve politikalar oluşturma teknikleridir. Zaman serisi analizinde birçok yöntem mevcuttur ve her yöntemin kendine göre avantajı ve dezavantajı vardır. Yapay sinir ağları, zaman serisi problemlerinde yeni nesil bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Özellikle veri içinde örüntü tanımlama özellikleri sayesinde zaman serileri için kısa dönemli tahminler oluşturmada başarılı uygulamaları vardır (Kubat, 2013:669). YSA ile zaman serisi tahmininde, girdiler veri serisinin geçmiş gözlemlerinden oluşurken, çıktı gelecekteki tahmin değeridir. Yani tahmin edilmek istenen dönem değeri çıktı nöronunda, geçmiş gözlem değerleri ise girdi nöronlarında temsil edilmektedir (Hamzaçebi, 2011:96). Zaman t ile ifade edilirse, çıktı değeri y_t ve geçmiş gözlem değerlerinden oluşan girdi değerleri $(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots)$ olmak üzere $y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots)$ fonksiyonunun tahmin edilmesi ile zaman serisi tahminleri elde edilebilir. Box-Jenkins yöntemi de tek değişkenli zaman serileri analizinde sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem AR(p) (otoregresif), MA(q) (hareketli ortalama), ARMA(p, q) (otoregresif hareketli ortalama) ve ARIMA(p, d, q) (bütünleşik otoregresif hareketli ortalama) modelleri arasından en uygun modeli seçerek tahmin yapmak amacıyla kullanılmaktadır.

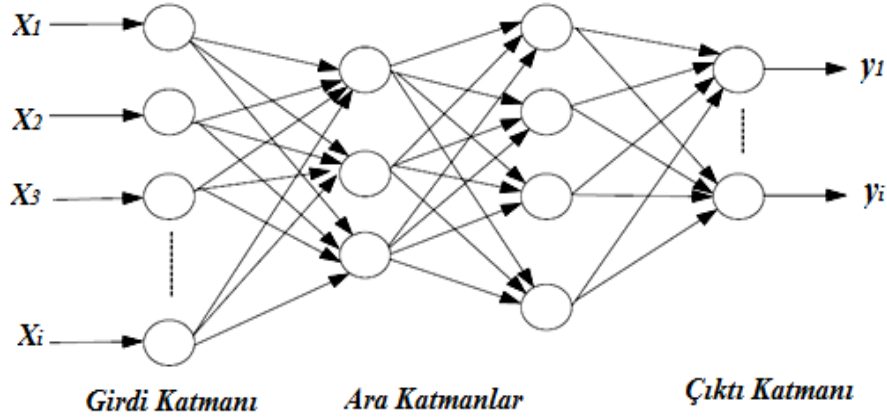
4.1. Yapay Sinir Ağları

YSA, temelde bağlantılı işlem elemanlarının bir problemi çözmek için beraberce çalışması temeline dayanan, girdi ve çıktı arasındaki örüntüyü bulmak için insan beynini taklit etmeye çalışan ve biyolojik sinir ağları ile ortak özelliklere sahip bir bilgi işleme sistemidir. Sinir ağı, nöron adı verilen çok sayıda basit işlem elemanının bir araya gelmesi ile oluşur. Her nöron, diğer nöronlarla ağırlıklandırılmış bağlantılar aracılığıyla bağlanmıştır (Fausett, 1994:3) YSA'nın; iş tahmini, kredi puanlama, tahvil değerlendirmesi, iş başarısızlığı tahmini, tıp, örüntü tanıma ve görüntü işleme gibi doğrusal olmayan fonksiyon formdaki parametrik olmayan verilerde etkin bir araç olduğu kanıtlanmıştır (Liliana ve Napitupulu, 2012:410). YSA'nın geleneksel istatistik tekniklere göre en önemli avantajları daha az varsayıma sahip olması ve aktivasyon fonksiyonlarının seçimine bağlı olarak doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilmesidir. Olayları öğrenerek benzer olaylar karşısında mantıklı kararlar verebilirler. YSA eğitildikten sonra, veriler eksik bilgi içerse dahi, çıktı üretebilirler. Bilgiler ağı tamamında saklanır ve yapay sinir hücrelerinin bazılarının işlevini yitirmesi, bilginin kaybolmasına neden olmaz. Bununla beraber YSA'nın avantajlarının yanında bazı dezavantajları da vardır. YSA'da kullanıcıya bağlı olarak değiştirilebilir parametre çok fazladır ve uygun ağ yapısının belirlenmesinde belli bir kural yoktur. Aktivasyon fonksiyonunun türü, gizli katman sayısı ve bu katmanlarda bulunacak nöron sayılarının belirlenmesi deneme yanılma yolu ile belirlenmektedir. Ağı eğitiminin ne zaman bitirilmesi gerektiğine ilişkin belirli bir kural da yoktur. Ağı hatasının belirli bir değerin altına inmesi eğitimin tamamlandığı anlamına gelmektedir. Ayrıca ağı davranışları açıklanamamaktadır ve bu durum ağa olan güveni azaltmaktadır.

Günümüzde en çok bilinen ve yaygın biçimde kullanılan YSA türü olan Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), genel amaçlı, esnek ve çoklu katmanlar halinde organize edilmiş nöronlardan oluşan ve birçok fonksiyonu tahmin etme özelliğine sahip doğrusal olmayan modellerdir. ÇKA eğitiminde birçok öğrenme algoritmasının kullanılabilir olmasından dolayı yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. ÇKA, girdi katmanı, bir veya birden fazla gizli katman ve çıktı katmanından oluşan ileri beslemeli bir sinir ağıdır. Bir katmandaki her nöron, bir sonraki katmanın bütün nöronları ile bağlantılıdır ve girdi katmanından çıktı katmanına doğru ileri yönlü bir iletişim mevcuttur. Eğitim esnasında hem girdiler hem de girdilere karşılık gelen çıktı değerleri ağa gösterildiği için öğretmenli öğrenme stratejisine göre çalışırlar. ÇKA için en yaygın olarak kullanılan öğrenme algoritması Geri Yayılım Algoritması (GYA)'dır. Genelleştirilmiş Delta Kuralı olarak da bilinen algoritma iki aşamadan oluşmaktadır. 1. aşamada, ileri doğru hesaplama vardır ve ağa gösterilen örnek için ağı çıktısı hesaplanır. 2. aşamada ise geriye doğru hesaplama vardır ve bu aşamada ağı bağlantı ağırlıkları güncellenir. Kullanılan öğrenme algoritmasına göre, ağı çıktısı ile beklenen çıktı arasındaki hata geriye doğru yayılarak hata

minimumuna ulaşınca kadar ağırlıklar güncellenmektedir. Şekil 2’de 2 gizli katmana sahip bir ÇKA yapısı görülmektedir.

Şekil 2. İki Gizli Katmana Sahip ÇKA



4.2. Box-Jenkins Yöntemi

Box-Jenkins yaklaşımı olarak adlandırılan model kurma stratejisi, verinin özelliklerini yeterli olarak yansıtan bir model için mümkün olan en az parametre ile kullanılması olarak ifade edilen cimrilik prensibine dayanmaktadır (Akgül, 2003:49). p . mertebeden $AR(p)$ otoregresif süreci Denklem (1) ile, q . mertebeden $MA(q)$ hareketli ortalama süreci Denklem (2) ile, $ARMA(p,q)$ otoregresif hareketli ortalama süreci ise Denklem (3) gösterilmektedir.

$$Y_t = \delta + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2)$$

$$Y_t = \delta + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

Durağan zaman serilerine uygulanan bu süreçlerle beraber durağan olmayıp d . dereceden fark alınarak durağan hale gelen seriler için ise $ARIMA(p,d,q)$ süreci kullanılır. Box-Jenkins yaklaşımı da uygun $ARIMA(p,d,q)$ sürecini bulma yöntemidir. Box-Jenkins yöntemi dört aşamadan oluşmaktadır (Gujarati, 2004:840,841).

- ✓ Belirleme: Otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu yardımıyla uygun p , d ve q değerleri bu aşamada belirlenir.
- ✓ Tahmin: Uygun p ve q değerleri belirlendikten sonra modelin içerdiği otoregresif ve hareketli ortalamalı terimlerin katsayıları tahmin edilir.
- ✓ Tanı Kontrol: Belli bir model seçilip katsayılar tahmin edildikten sonra seçilmiş modelden bulunan kalıntıların beyaz gürültü olup olmadığına bakılır. Eğer kalıntılar beyaz gürültülü değil ise yeniden başa dönmek gerekir.
- ✓ Tahmin: Box-Jenkins yönteminin yaygın olarak kullanılmasının bir nedeni de tahmindeki başarısıdır. Özellikle kısa dönem tahminlerde geleneksel yöntemlere göre daha güvenilirdir.

5. UYGULAMA VE BULGULAR

Box-Jenkins yönteminde uygun modeli seçebilmek için öncelikle serinin durağan olup olmadığı araştırılmalıdır. Bir zaman serisinin durağan olabilmesi için ortalaması ve varyansının sistematik olarak değişmemesi, iki dönem arasında hesaplanan kovaryansın ise hesaplandığı döneme değil sadece bu iki dönem arasındaki uzaklığa bağlı olması gerekmektedir. Durağan olmayan zaman serileri ile yapılan analizlerde gerçekte var olmayan ilişkilerin varmış gibi görünmesi olarak ifade edilen sahte regresyon sorunu ile karşılaşılabilir ve elde edilen sonuçlar yanıltıcı olabilmektedir. Birim kök testi ise serilerinin durağan olup olmadığını araştırmak için kullanılan bir yöntemdir. Bir seride birim kök olması durumunda, o serinin durağan olmadığı ifade edilmektedir. Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) Testi en yaygın kullanılan birim kök testidir. ADF testinde tahmin edilecek denklemler Denklem (4), (5) ve (6)’da verilmiştir.

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (4)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (5)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (6)$$

Eşitliklerde serinin birim köke sahip olduğunu ifade eden H_0 sıfır hipotezi; $H_0: \delta = 0$ olarak ifade edilir. H_0 sıfır hipotezi reddedilirse serinin durağan olduğuna karar verilmektedir. Serilerin birim kök içerip içermediğini belirlemek amacıyla ADF birim kök testi kullanılmıştır. Elde edilen test değerleri Tablo 3'de sunulmuştur.

Tablo 3. ADF Birim Kök Testi Sonuçları

Değişken	ADF Test İstatistiği	Kritik Değer		
		(%1)	(%5)	(%10)
u	-0.77314 [2]	-3.5055	-2.8943	-2.5843
Δu	-7.4008 [1]*	-3.5055	-2.8943	-2.5843
i	-2.0359 [1]	-3.5885	-2.9297	-2.6030
Δi	-6.6294 [1]*	-3.5924	-2.9314	-2.6039

Not: Köşeli parantez içindeki değerler, değişkenlerin, AIC'ye göre belirlenmiş uygun gecikme uzunluğunu belirtmektedir. *, ** ve *** sırasıyla; %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde durağanlığı ifade etmektedir.

Tablo 3'den izlenebileceği gibi ADF test istatistiği sonuçlarına göre, analizde kullanılan işsizlik (u) ve enflasyon (i) serilerinin düzey değerinde birim kök içerdiği ve serilerin birinci farklarında durağan oldukları belirlenmiştir.

Sonraki aşamada Box-Jenkins yöntemi ile modellerin seçimi için serilerin otokorelasyon fonksiyonu (ACF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu (PACF) grafiklerine bakılarak AR ve MA'nın derecesini belirlenmelidir. Serilerin korelogram görüntüsü incelendiğinde istatistiki olarak anlamlı olan ve otokorelasyon sorunu olmayan aday modeller arasından Akaike (AIC) değeri en küçük olan modeller seçilmiş ve Tablo 4'de sunulmuştur. İşsizlik serisi için ARIMA(1,1,2) ve enflasyon serisi için ise ARIMA(0,1,1) modeli kullanılmasına karar verilmiştir.

Tablo 4. Tahmin Edilen ARIMA Modelleri

Değişken	Model	Değişken	Katsayı	Standart Hata	t-İstatistiği (prob)	F-İstatistiği (prob)
u	ARIMA(1,1,2)	AR(1)	0.78	0.06	11.70 (0.000)	7.02 (0.000)
		MA(1)	-0.66	0.11	-5.90 (0.000)	
		MA(2)	-0.31	0.10	-2.88 (0.005)	
i	ARIMA(0,1,1)	MA(1)	-0.53	0.12	-4.20 (0.000)	14.13 (0.000)

Not: Modele ait kalıntılar (residuals) arasında otokorelasyon olup olmadığını sınamak için Q istatistiğinden yararlanılmış ve otokorelasyon sorunu olmadığı görülmüştür.

YSA ile tahmin yapılırken veri kümesi, eğitim-test ya da eğitim-doğrulama-test olmak üzere kısımlara ayrılmaktadır. Bu çalışmada işsizlik serisinin ilk 83 değeri (1923-2005) eğitim, son 9 değeri (2006-2014) test ve enflasyon serisinin ise ilk 41 değeri (1969-2009) eğitim, son 5 değeri (2010-2014) ise test için kullanılmıştır. Kullanılan YSA modellerinde aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu yalnızca (0,1) aralığında değerler üretebildiği için girdi setleri de (0,1) aralığında normalleştirilmiştir. Öğrenme işlemi bittikten sonra, normalleştirilen veriler ters işlem ile orijinal haline dönüştürülmüştür.

Çalışmada işsizlik (u) ve enflasyon (i) değişkenlerinin tahmini için farklı YSA yapıları kullanılarak hangi mimarilerin daha az hata ile tahminde bulunduğu belirlenmesi, Box-Jenkins yöntemi ile karşılaştırılması ve elde edilen en iyi modellerle geleceğe yönelik tahmin yapılması amaçlanmıştır. Test işlemi sonucunda bulunan tahmin değerleri, gerçek değerlerle karşılaştırılmış ve Hata Kareleri Ortalaması (MSE) dikkate alınarak modellerin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Serinin t zamandaki değerinin geçmiş kaç gözlem

değerinden etkilendiğini belirlemek için girdi nöron sayısı 1'den 5'e kadar değiştirilmiştir. Kurulan ÇKA modelleri etkin yakınsama tekniğinden dolayı Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitilmiştir. Modellerde tek gizli katman kullanılmış ve gizli katmanda farklı nöron sayıları denenerek en düşük MSE değerini veren ağ yapısı elde edilmeye çalışılmıştır. Kullanılan makroekonomik değişkenler ile oluşturulan ağ yapılarının en düşük hata değerine sahip tahmin performansları Tablo 5'de verilmiştir.

Tablo 5. ÇKA için en düşük MSE değerine sahip ağ yapıları

Değişken	Girdi Katmanındaki Nöron Sayısı	Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	MSE
<i>u</i>	1	2	2.06
	1	3	1.52
	2	2	2.13
	3	6	2.50
	4	9	2.49
<i>i</i>	1	1	7.73
	2	2	6.68
	2	4	3.59
	3	6	4.11
	3	7	3.94

Tablo 5'de görülebileceği gibi, işsizlik (*u*) serisi için en başarılı tahmin performansı sergileyen model y 1 girdi nöron sayısına sahip modeldir. İlgili modele ait MSE değeri 1,52 olarak bulunmuş ve bu değer kullanılan modeller içerisinde en düşük hata düzeyine sahip model olduğu görülmüştür. Enflasyon serisi için ise en başarılı tahmin performansı sergileyen modelin 2 girdi nöron sayısına sahip model olduğu görülmüştür. İlgili modele ait MSE değeri 3,59 olarak bulunmuş ve bu değer kullanılan modeller içerisinde en düşük hata düzeyine sahip model olduğu görülmüştür. Bu sonuçlara göre; , işsizlik serisi için en düşük MSE değerini veren ağ yapısı 1-3-1, enflasyon serisi için ise 2-4-1 olarak bulunmuştur. Ele alınan değişkenler için en iyi sonuçları veren YSA ve ARIMA modelleri Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6. Modellerin Karşılaştırılması

Değişken	Model	Girdi Katmanındaki Nöron Sayısı	Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	MSE
<i>u</i>	YSA	1	3	1.52
	ARIMA(1,1,2)	-	-	1.34
<i>i</i>	YSA	2	4	3.59
	ARIMA(0,1,1)	-	-	4.12

Tablo 6'dan elde edilen sonuçlara göre işsizlik (*u*) değişkeni için ARIMA (1,1,2) modeli ile elde edilen tahminin MSE değeri 1-3-1 mimarisine sahip YSA modeli ile elde edilen tahminin MSE değerinden daha küçük olduğu için işsizlik değişkeninin tahmininde oluşturulan ARIMA modelinin YSA modeline göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Enflasyon (*i*) değişkeninin tahmininde ise 2-4-1 mimarisine sahip YSA modelinin ARIMA (0,1,1) modeline göre daha başarılı olduğu görülmektedir. Tablo 7'de en iyi sonucu veren modeller kullanılarak, işsizlik (*u*) ve enflasyon (*i*) değişkenlerinin 2015-2020 dönemleri tahminleri, Tablo 8'de ise Kalkınma Bakanlığı tarafından hazırlanan 10. Orta Vadeli Program¹ (OVP) (2015-2017) ve 11. Orta Vadeli Program (OVP) (2016-2018) tahminleri verilmiştir.

Tablo 7. 2015-2020 Dönemleri YSA ve ARIMA modelleri Tahmin Değerleri

Tarih		2015	2016	2017	2018	2019	2020
Tahmin Değerleri	u	10.81	10.97	11.11	11.25	11.39	11.52
	i	8.81	9.21	9.47	9.64	9.75	9.83

¹ Orta Vadeli Program: 2006 yılında bu yana her yıl Ekim döneminde ilan edilen, gelecek üç yıllık süreç için ekonomik hedefleri içeren, kamu özel kesim ve yatırımcılar için öngörülebilirliği artıracak bir yol haritası niteliğinde olan ve Kalkınma Bakanlığı tarafından hazırlanan resmi belgedir (www.bumko.gov.tr).

Tablo 8. Kalkınma Bakanlığı Tarafından Açıklanan 10. Orta Vadeli Program (2015-2017) ve 11. Orta Vadeli Program (2016-2018) Tahminleri

Tarih		2015	2016	2017	2018
10. Orta Vadeli Program (2015-2017)	u	9.5	9.2	9.1	-
	i	6.3	5.0	5.0	-
11. Orta Vadeli Program (2016-2018)	u	-	10.2	9.9	9.6
	i	-	7.5	6.0	5.0

Tablo 7’de verilen tahmin sonuçları değerlendirildiği zaman, Türkiye ekonomisi için işsizlik rakamı 2015 yılında %10.81, 2016 yılında ise %10.97 olarak tahmin edilmiştir. 2017-2020 döneminde ise %11’in üzerinde bir işsizlik oranı beklenmektedir. Kalkınma Bakanlığı’nın 10. ve 11. OVP’inde beklenen işsizlik oranı %9 civarındadır. 2016 yılı Şubat ayında ilan edilen son işsizlik oranının (Kasım 2015) %10.5 olduğu dikkate alınır modelimizce tahmin edilen işsizlik rakamlarının daha gerçekçi olduğu belirtilebilir. Benzer şekilde Türkiye ekonomisi için tahmin modelimizde enflasyon oranı 2015 yılında %8.81, 2016 yılında ise %9.21 olarak öngörülmektedir. 2017-2020 döneminde ise %9 düzeyinde bir enflasyon oranı beklenmektedir. Modelimizce tahmin edilen rakamlar, Kalkınma Bakanlığı’nın 10. ve 11. OVP rakamları olan %5-%7.5 rakamlarından daha yüksek düzeydedir. 2015 yılı enflasyon oranının %9.58 olarak gerçekleştiği düşünülürse modelimizin tahmin sonuçlarının resmi sonuçlardan daha tutarlı olduğu söylenebilir.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışmada, enflasyon ve işsizlik oranı değişkenlerin tahmini için farklı YSA yapıları kullanılarak hangi mimarilerin daha az hata ile tahminde bulunduğu belirlenmesi, Box-Jenkins yöntemi ile karşılaştırılması ve elde edilen en iyi modellerle geleceğe yönelik tahmin yapılması amaçlanmıştır. Çalışmada kullanılan YSA modellerinin, Box-Jenkins yöntemi ile elde edilen ARIMA modellerine göre öğrenme, herhangi bir ön bilgiye ve varsayım ihtiyacı duymadan doğrusal olmayan ilişkileri başarı ile modelleyebilme gibi avantajları vardır. Bununla beraber YSA ile kurulacak ağı yapısının belirlenmesinde ve parametrelerin seçiminde belirli bir kuralın olmaması, değiştirilebilir parametre sayısının çok fazla olması ve ağı davranışlarının açıklanamaması gibi dezavantajları da bulunmaktadır. Örneğin, ARIMA model parametreleri Box-Jenkins yöntemiyle belirlenirken, YSA modellerinde girdi birim sayısı deneme yanılma yoluyla belirlenmiştir.

Yöntemlerin tahmin performansları incelendiğinde işsizlik değişkeninin tahmininde ÇKA’nın, Box-Jenkins yöntemi ile elde edilen ARIMA modellerine göre daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu YSA modeli yardımıyla Türkiye’nin 2015-2020 yılı işsizlik oranı tahminleri üretilmiştir. Bu sonuçlara göre Türkiye’nin 2015 yılı işsizlik oranı 10.81 olarak tahmin edilmiştir. Enflasyon değişkeninin tahmininde ise Box-Jenkins yöntemi ile belirlenen ARIMA modelinin, ÇKA’ya göre daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Elde edilen ARIMA modeli yardımıyla Türkiye’nin 2015-2020 yılı enflasyon oranı tahminleri üretilmiştir. Bu sonuçlara göre Türkiye’nin 2015 yılı enflasyon oranı 8.81 olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca işsizlik değişkeni enflasyon değişkenine göre daha az hatayla tahmin edilmiştir.

Yapılan tahminler doğrultusunda işsizlik rakamları dikkate alındığı zaman, 2016 Şubat ayı itibarıyla açıklanan Kasım 2015 dönemi işsizlik oranı %10.5’tir. Modelimizin tahmin sonucu ise %10.8 ve 10. OVP’de açıklanan resmi tahmin rakamı ise %9.5’tir. Modelimizin tahmin ettiği işsizlik oranının da gerçekleşen değere oldukça yakın olduğu ve resmi tahmin rakamlarından daha başarılı olduğu belirtilebilir. Enflasyon rakamları dikkate alındığı zaman ise, modelimizin tahmin ettiği 2015 yılı enflasyon oranı %8.81 olup gerçekleşen rakam olan %8.17 ile neredeyse aynıdır. Aynı dönemde resmi tahmin rakamı ise %6.3 olup gerçek değerden oldukça uzaktır.

Bu çalışmanın literatürden farklı olarak, Türkiye’nin enflasyon ve işsizlik oranı değişkenlerini YSA yapısı ve ARIMA modelleri ile modelleyen ve ileriye yönelik tahminler üreten sınırlı sayıda çalışmadan bir tanesi olduğu söylenebilir. Çalışmanın model sonuçlarının Kalkınma Bakanlığı’nca ilan edilen OVP rakamlarından daha başarılı olduğu söylenebilir. Model sonuçlarına göre Türkiye ekonomisinde işsizlik oranı doğal oran olarak kabul edilen %5’in çok üzerinde %11 civarında gerçekleşecek, enflasyon oranı ise yine %5 hedefinden uzak olarak %9 civarında gerçekleşecektir. Sonuç olarak, bulunan tahmin değerleri gelecek ekonomik politikaların belirlenmesinde oldukça önemli olduğu için, politika yapımcıların farklı çalışmalarda tahminleri göz önünde bulundurarak makroekonomik politikalara yön vermeleri daha uygun olacaktır.

KAYNAKÇA

- Akgül, I. (2003). Zaman Serilerini Analizi ve ARIMA Modelleri, Der Yayınevi, İstanbul.
- Aygören, H.; Sarıtaş, H. & Morali, T. (2012). “İMKB 100 Endeksinin Yapay Sinir Ağları ve Newton Nümerik Arama Modelleri ile Tahmini”, Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 4(1), 73-88.
- Bulutay, T. (1995). “Employment, Unemployment and Wages in Turkey”, International Labour Office, Ankara.
- Choudhary M. A. & Haider, A. (2012). “Neural Network Models for Inflation Forecasting: An Appraisal”, Applied Economics, 44, 2631–2635.
- Dickey, D.A. & Fuller, W.A. (1979). “Distributions of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, Journal of the American Statistical Association, 74, pp.427-431.
- Dickey, D.A. ve Fuller, W.A. (1981). “Likelihood Ration Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, Econometrica, 49, pp.1057-1072.
- Düzgün, R. (2008). “A Comparison of Artificial Neural Networks and ARIMA Models Success in GDP Forecast”, Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi, Cilt.XXV, Sayı. 2, s. 165-176.
- Ergun, T. (2013). Makroekonomiye Giriş, Detay Yayıncılık, Ankara.
- Erilli, N.A.; Eğrioğlu E., Yolcu, U., Aladağ, Ç. H. & Uslu, V. R. (2010). “Türkiye’de Enflasyonun İleri ve Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarının Melez Yaklaşımı ile Öngörüsü”, Doğu Üniversitesi Dergisi, 11(1):42-55.
- Fausett, L. (1994). Fundamentals of Neural Networks: Architecture, Algoritma and Applications, New Jersey: Printice Hall.
- Gujarati, D.N. (2004). Basic Econometrics, Fourth Edition, The McGraw-Hill Inc.
- Hamzaçebi C. (2011). Yapay Sinir Ağları: Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı, Bursa: Ekin Yayıncılık.
- Huang, W.; Lai, K.K., Nakamori, Y., Wang, S. & Yu, L. (2007) “Neural Networks in Finance and Economics Forecasting”, International Journal of Information Technology and Decision Making, Vol. 6, No.1, 113-140.
- Junoh, M. Z. H. M. (2004). “Predicting GDP Growth in Malaysia Using Knowledge- Based Economy Indicators: A Comparison Between Neural Network and Econometric Approach”, Sunway College Journal, Vol. 1, 39-50.
- Karaali F. Ç. & Ülengin, F. (2008). “Yapay Sinir Ağları ve Bilişsel Haritalar Kullanılarak İşsizlik Oranı Öngörü Çalışması”, İtüdergisi/d, Mühendislik, Cilt:7, Sayı:3, Haziran, 15-26.
- Krugman, P. & Wells, R. (2011). Makro İktisat, (Çev.: Fuat Oğuz vd.), Palme Yayıncılık, Ankara.
- Kubat C. (2013). Elinizin Altındaki Matematik Laboratuvarı: Matlab: Yapay Zekâ ve Mühendislik Uygulamaları, İstanbul: Pusula Yayıncılık.
- Liliana & Napitupulu, T. A. (2012). “Artificial Neural Network Application in Gross Domestic Product Forecasting an Indonesia Case”, Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Vol. 45, No. 2, pp. 410-415.
- Mirbagheri, M. (2010). “Fuzzy Logic and Neural Network Fuzzy Forecasting of Iran GDP Growth”, African Journal of Business Management, Vol.4, No.6, 925-929.
- Nakamura, E. (2005). “Inflation Forecasting Using a Neural Network”, Economic Letters, 86, 373-378.
- Snowdon, B. & Vane, H. R. (2005). Macroeconomics Its Origins, Development and Current State, Edward Elgar.
- Söyler, H. & Kızılkaya, O. (2015). “Türkiye’nin GSYİH Tahmini için Yapay Sinir Ağları Model Performanslarının Karşılaştırılması”, C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt 16, Sayı 1, 45-58.

Stasinakis, C.; Sermpinis, G., Theofilatos, K. & Karathanasopoulos, A. (2014). "Forecasting US Unemployment with Radial Basis Neural Networks, Kalman Filters and Support Vector Regressions", Computational Economics, 01/2015, 569-587.

Tkacz, G. (2001). "Neural Network Forecasting of Canadian GDP Growth", International Journal of Forecasting, 17, 57-69.

Yakut, E.; Elmas, B. & Yavuz, S. (2014). "Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini", Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, C.19, S.1, 2014, ss.139-157.

Yıldırım, K.; Karaman, D. & Taşdemir, M. (2008). Makroekonomi, Seçkin Yayıncılık.

Zhang, G.; Patuwo, B. E. & Hu, M. Y. (1998). "Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art", International Journal of Forecasting, 14, 35-62.