

**TÜRKİYE'DE BAZI TEMEL GIDA FİYATLARI İÇİN YAPAY
SİNİR AĞLARI VE ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİNİN
KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ**

**Pamukkale Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi
İşletme Anabilim Dalı
Sayısal Yöntemler Bilim Dalı**

Atiyye BEKİN

Danışman: Doç. Dr. İrfan ERTUĞRUL

**TEMMUZ 2015
DENİZLİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ ONAY FORMU

İşletme Anabilim Dalı, Sayısal Yöntemler Bilim Dalı öğrencisi Atıyye BEKİN tarafından Doç. Dr. İrfan ERTUĞRUL yönetiminde hazırlanan "Türkiye'de Bazı Temel Gıda Fiyatları İçin Yapay Sınır Ağları Ve Zaman Serisi Tahmin Modellerinin Karşılaştırmalı Analizi" başlıklı tez aşağıdaki jüri üyeleri tarafından 10.07.2015 tarihinde yapılan tez savunma sınavında başarılı bulunmuş ve Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. İrfan Ertuğrul


Jüri Başkanı


Doç. Dr. Arzu Organ

Jüri


Yrd. Doç. Dr. Hüseyin Şenkayas

Jüri


Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 21.07.2015 tarih ve 15/13 sayılı kararı ile onaylanmıştır.


Prof. Dr. Turhan KACAR
Enstitü Müdürü

TEŐEKKÜR

Öncelikle bu tezin tamamlanmasında inancını hiç kaybetmeden bana destek ve cesaret veren danışmanım sayın Doç. Dr. İrfan Ertuğrul'a, her zaman yanımda olan sevgili eşime ve zamanından aldığı küçük oğluma, beni bu günlere getiren sevgili anneme ve babama çok teşekkür ederim. Ayrıca çalışmamın ilerlemesinde katkıda bulunan iş arkadaşlarıma, ve Sümeyra Taş'a verdikleri destekten dolayı teşekkürü bir borç bilirim.

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, araştırılmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etiğe ve akademik kurallara özenle riayet edildiğini; bu çalışmanın doğrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etiğe uygun olarak kaynak gösterildiğini ve alıntı yapılan çalışmalara atfedildiğini beyan ederim.

İmza : 
Öğrenci Adı Soyadı : Atiye BEKİN

ÖZET

TÜRKİYE'DE BAZI TEMEL GIDA FİYATLARI İÇİN YAPAY SINIR AĞLARI VE ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİNİN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

Atiyye Bekin
Yüksek Lisans Tezi
İşletme Anabilim Dalı
Sayısal Yöntemler Bilim Dalı
Tez Danışmanı: Doç. Dr İrfan Ertuğrul

Temmuz 2015, 72 Sayfa

Bu çalışmada temel gıda olarak buğday arpa ve çeltik ürünleri ele alınmış, bu ürünlerin fiyatları Türkiye İstatistik Kurumu veritabanından 2000-2014 yılları arası için aylık bazda temin edilmiştir. Bu veriler öncelikle analiz edilerek verilerin yapısı belirlenmiştir. Veriler bir trend içermekte ancak düzenli bir mevsimsellik gözlenmemektedir. Bu durumda öncelikle geleneksel zaman serisi analiz yöntemlerinden verilerimize uygulanabilecek olan trend analizi, Holt üstel düzeltme yöntemi ve mevsimsel olmayan Box-Jenkins (ARIMA) modelleri uygulanmış, ardından yapay sinir ağı ile zaman serisi modellemesi bilgisayar programı yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak hata oranları (MSE) karşılaştırılmış, buğday ve arpa fiyatları veri setleri için Holt üstel düzeltme, ARIMA ve YSA modelleri birbirine yakın sonuçlar vermiştir. Çeltik fiyatları için ise YSA modeli daha iyi sonuç vermiştir.

Anahtar Kelimeler: Gıda Fiyatları, Zaman Serisi Modelleri, Yapay Sinir Ağları

ABSTRACT

COMPERATIVE ANALYSES OF FORECASTING MODELS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND TIME SERIES ANALYSES FOR SELECTED MAIN FOOD PRICES

Atiyye Bekin

Master Thesis

Business Administration Department

Quantitative Methods Programme

Adviser of Thesis: Assoc. Prof. Dr İrfan Ertuğrul

July 2015, 72 Pages

In this study three main food products wheat barley and paddy prices are taken from Turkish Statistical Institute database monthly between the 2000-2014. Firstly these data are analyzed and the structure of data has determined. These datasets include trend but there is not a regular seasonalty. Then traditional time series applications which are appropriate for these datasets, trend analyses, Holts double exponential smoothing, and non-seasonal Box-Jenkins(ARIMA) models and artificial neural network models are implemented with the help of computer programs. As a result mean square errors (MSE) of the models are compered between each other. For the wheat and barley datasets Holts double exponential smoothing, ARIMA and neural network models give closer results. For paddy datasets neural network model give the best result.

Key Words: Food Prices, Time Series Models, Artificial Neural Network

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	v
TABLolar DİZİNİ.....	vi
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	vii
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM

YAPAY ZEKA VE YAPAY SİNİR AĞLARI

1.1 Yapay Zeka.....	3
1.1.1 Yapay Zeka Teknikleri.....	3
1.1.1.1 Uzman sistemler.....	3
1.1.1.2 Bulanık mantık.....	4
1.1.1.3 Genetik algoritmalar.....	4
1.2 Yapay Sinir Ağları.....	5
1.2.1 Yapay Sinir Ağları Tanımı ve Tarihsel Gelişimi.....	5
1.2.2 Yapay Sinir Ağları Kullanım Alanları.....	6
1.2.3 Yapay Sinir Ağları Özellikleri.....	6
1.3 Yapay Sinir Ağları Yapısı.....	7
1.3.1 Biyolojik ve Yapay Sinir Hücreleri.....	7
1.3.2 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme.....	11
1.3.3 Öğrenme Stratejileri.....	12
1.3.3.1 Öğretmenli (supervised) öğrenme.....	12
1.3.3.2 Destekleyici (reinforcement) öğrenme.....	12
1.3.3.3 Öğretmensiz (unsupervised) öğrenme.....	12
1.3.4 Öğrenme Kuralları.....	13
1.3.5 Öğrenmede Kullanılan Diğer Yaklaşımlar.....	13
1.4 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı Modeli.....	13
1.4.1.1 Geri yayılım ağı modeli kullanım alanları.....	16
1.4.1.2 Gya ağlarının zayıf yönleri.....	17
1.4.1.3 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması.....	18

İKİNCİ BÖLÜM

ZAMAN SERİSİ MODELLERİ

2.1 Zaman Serileri Tanım ve Özellikleri.....	19
2.2 Zaman Serileri Kullanım Alanları.....	19
2.3 Zaman Serilerinin Sınıflandırılması.....	20
2.3.1 Sürekli ve Kesikli Zaman Serileri.....	20
2.3.2 Durağan ve Durağan Olmayan Zaman Serileri.....	20
2.3.3 Mevsimsel ve Mevsimsel Olmayan Zaman Serileri.....	21
2.4 Zaman Serisi Kalıpları.....	21
2.4.1 Rassal Zaman Serisi Kalıpları.....	21
2.4.2 Trendli Zaman Serisi Kalıpları.....	22
2.4.3 Mevsimsel Zaman Serisi Kalıpları.....	22
2.4.4 Konjonktürel Zaman Serisi Kalıpları.....	22

2.4.5	Otokorelasyonlu Zaman Serisi Kalıpları.....	22
2.4.6	Sapan Değerli (outlier) Zaman Serisi Kalıpları	22
2.5	Zaman Serisi Analiz ve Tahmin Yöntemleri	23
2.5.1	Çok Değişkenli Zaman Serileri Tahmin Modelleri.....	23
2.5.2	Tek Değişkenli Zaman Serileri Tahmin Modelleri	23
2.5.2.1	Trend analizi yöntemi	23
2.5.2.2	Hareketli ortalamalar yöntemi.....	24
2.5.2.3	Üstel düzleştirme yöntemi	24
2.5.2.4	Box-Jenkins tahmin yöntemleri	25
2.5.3	Model Belirlemede Kullanılan Araçlar	30
2.5.3.1	Ortalama	30
2.5.3.2	Varyans	30
2.5.3.3	Ortalama hata kareleri (mse).....	30
2.5.3.4	Otokovaryans fonksiyonu	30
2.5.3.5	Otokorelasyon fonksiyonu (ACF).....	31
2.5.3.6	Kısmi otokorelasyon fonksiyonu (PACF).....	32
2.5.3.7	Korelogram	32
2.5.4	Box Jenkins Model Kurma Süreci	33
2.5.4.1	Model seçimi.....	34
2.5.4.2	Parametre tahmini	35
2.5.4.3	Modelin uygunluk testi	35

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

BAZI TEMEL GIDA FİYATLARI İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİNİN UYGULANMASI

3.1	Gıda Fiyatları ve Gıda Krizi.....	37
3.2	Veri Analizi.....	37
3.3	Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri.....	38
3.3.1	Trend Analizi Uygulaması	40
3.3.2	Holt Üstel Düzleştirme (Double Exp. Smoothig) Yöntemi Uygulaması... 44	
3.3.3	Box-jenkins (ARIMA) Modelleri Uygulaması	47
3.4	Yapay Sinir Ağları Uygulaması	54
3.5	Modellerin Değerlendirilmesi	62
3.6	Geleneksel Zaman Serileri ve Yapay Sinir Ağları Modellerinin Karşılaştırılması ile İlgili Yapılmış Bazı Çalışmalar	62
	SONUÇ ve ÖNERİLER.....	64
	KAYNAKLAR	66
	EK.....	69
	ÖZGEÇMİŞ	72

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa

Şekil 1. Nöron yapısı ve işlevleri	8
Şekil 2. Temel yapay sinir hücresi	9
Şekil 3. Nöron bağlantıları	9
Şekil 4. Bir geriyayılım ağı modeli	14
Şekil 5. Hata değerlerinin seyri	17
Şekil 6. Otokorelasyon katsayılarının korelogramı	33
Şekil 7 Verilerin zaman serisi grafikleri	38
Şekil 8 Verilerin trend analiz grafikleri	39
Şekil 9 Trend analizi serilerin birinci ve ikinci farkları değerlendirmeleri grafikleri	40
Şekil 10 Trend analizi ile tahmin- buğday fiyatları grafiği	41
Şekil 11 Artık değer grafikleri- trend analizi buğday fiyatları grafiği	41
Şekil 12 Trend analizi ile tahmin- arpa fiyatları grafiği	42
Şekil 13 Artık değer grafikleri- trend analizi arpa fiyatları grafiği	42
Şekil 14 Trend analizi ile tahmin- çeltik fiyatları grafiği	43
Şekil 15 Artık değer grafikleri- trend analizi çeltik fiyatları grafiği	43
Şekil 16 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin- buğday fiyatları grafiği	44
Şekil 17 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi- buğday fiyatları	44
Şekil 18 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin- arpa fiyatları	45
Şekil 19 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi- arpa fiyatları	45
Şekil 20 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin- çeltik fiyatları	46
Şekil 21 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi- çeltik fiyatları	46
Şekil 22 İkinci farkı alınmış veri setlerinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu grafikleri	48
Şekil 23 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri- buğday ARIMA (1,2,1)	49
Şekil 24 Artık değer grafikleri- ARIMA (1,2,1) buğday	49
Şekil 25 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri- Arpa ARIMA (3,2,2)	51
Şekil 26 Artık değer grafikleri- ARIMA (3,2,2) arpa	51
Şekil 27 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri- çeltik ARIMA (1,2,1)	53
Şekil 28 Artık değer grafikleri- ARIMA (1,2,1) Çeltik	53
Şekil 29 Buğday fiyatları için kullanılan YSA modeli	54
Şekil 30 Buğday fiyatları otokorelasyon grafiği	55
Şekil 31 Buğday fiyatları için ysa hedef ve çıktı grafikleri	55
Şekil 32 Buğday verileri ysa model sonuçlarına göre regresyon grafikleri	56
Şekil 33 Arpa fiyatları için kullanılan YSA modeli	57
Şekil 34 Arpa fiyatları otokorelasyon grafiği	57
Şekil 35 Arpa fiyatları için YSA hedef ve çıktı grafikleri	58
Şekil 36 Arpa verileri YSA model sonuçlarına göre regresyon grafikleri	59
Şekil 37 Çeltik fiyatları için kullanılan YSA modeli	59
Şekil 38 Çeltik fiyatları otokorelasyon grafiği	60
Şekil 39 Çeltik fiyatları için ysa hedef ve çıktı grafikleri	60
Şekil 40 Çeltik Verileri YSA model sonuçlarına göre regresyon grafikleri	61

TABLolar DİZİNİ

Sayfa

Tablo 1. Toplama fonksiyonları	10
Tablo 2. Aktivasyon fonksiyonları.....	10
Tablo 3. ACF ve PACF grafiklerinin teorik davranışı.....	35
Tablo 4 Trend analizi hata ölçütleri-buğday	41
Tablo 5 Trend analizi hata ölçütleri-arpa	42
Tablo 6 Trend Analizi Hata Ölçütleri-Çeltik	43
Tablo 7 Üstel düzleştirme sonuçlar-buğday.....	45
Tablo 8 Üstel düzleştirme sonuçlar-arpa	46
Tablo 9 Üstel düzleştirme sonuçlar-çeltik	47
Tablo 10 ARIMA(1,2,1)-sonuçlar-buğday	48
Tablo 11 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square istatistiği ARIMA(1,2,1)-Buğday	49
Tablo 12 Sonuçlar ARIMA (3,2,2)-Arpa.....	50
Tablo 13 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square İstatistiği ARIMA(3,2,2)-Arpa	51
Tablo 14 Sonuçlar ARIMA (1,2,1)-Çeltik	52
Tablo 15 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square istatistiği ARIMA(1,2,1)-Çeltik.....	52
Tablo 16. Buğday fiyatları için hata ölçütleri	56
Tablo 17 Arpa Fiyatları İçin Hata Ölçütleri.....	58
Tablo 18 Çeltik Fiyatları için Hata Ölçütleri	61
Tablo 19 Yöntemlerin Karşılaştırılması.....	62

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

ACF	Otokorelasyon Fonksiyonu
AR	Otoregresif
ARIMA	Birleştirilmiş Otoregresif Hareketli Ortalama (AutoRegressive Integrated Moving Average)
FAO	Gıda Tarım Örgütü (Food and Agriculture Organization)
GYA	Geri Yayılım Algoritması
MA	Hareketli Ortalama
MSE	Hata Kareleri Ortalaması
PACF	Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu
YSA	Yapay Sinir Ağları
σ_e^2	Varyans
ϕ_{kk}	Kısmi Otokorelasyon katsayısı

GİRİŞ

Türkiye’de ve dünyada, özellikle gelişmekte olan ülkelerde gıda fiyatları birçok makroekonomik göstergenin oluşmasında rol alan önemli bir etkidir. Geçmiş yıllarda yaşanan dünya gıda krizi, gıda fiyatlarındaki artışlardan kaynaklanmıştır. Artan nüfus, küresel ısınma ve iklim değişiklikleriyle birlikte izlenen tarım politikaları, pirinç, buğday ve arpa gibi temel gıda maddelerinin fiyatlarında artışlara neden olmuş en temel ihtiyaçlar arasında bulunan gıda maddelerine ulaşamayan insanlar bazı ülkelerde isyanların çıkmasına neden olmuşlardır.

Türkiye’de gıda fiyatlarının incelenmesi ile ilgili sınırlı sayıda araştırma vardır. Bu çalışmada kullanımı oldukça genişleyen yapay sinir ağları ve zaman serileri analizleri ile bazı temel gıda maddelerindeki fiyat gelişmeleri analiz edilerek geleceğe yönelik her iki yöntemle tahminleme yapılarak iki yöntem karşılaştırılmıştır.

Bir değişkenin gelecekteki değerinin tahmini geçmiş değerlerine bağlı olarak değişir. Geçmiş değerleriyle oluşturulan bir model verinin gelecek değerlerini tahmininde kullanılabilir. Bu model geçmiş değerlerle uyumlu ise geleceği tahminlemede başarılıdır. Zaman serisi modelleri ve yapay sinir ağları tahmin yöntemleri arasında kullanımı yaygın olan iki modeldir.

Birinci bölümde yapay zeka ve yapay sinir ağları (YSA) anlatılmıştır. Yapay sinir ağları yapay zeka tekniklerinden biridir. İnsan beyninin yapısından esinlenerek ortaya çıkan yapay sinir ağları bu yapıyı bilgisayarlar sayesinde bir çok alanda başarılı şekilde kullanarak zor problemlerin üstesinden gelmektedir. YSA'nın kullanıldığı alanlardan biri de tahmin problemleridir.

Bir yapay sinir ağı, ağ yapısı, transfer fonksiyonu ve öğrenme kuralları olmak üzere üç bölümden oluşur. Ağ yapısı, işlem elemanlarının yer aldığı katmanları ve katmanlar ve katmanlarda bulunan işlem elemanları arasındaki bağlantıları içerir. Her yapay sinir ağında dışardan gelen uyarıları alan bir giriş katmanı ve ağda üretilen uyarıları dışarıya göndermeyi sağlayan bir çıkış katmanı bulunur.¹

¹Patrick Simpson, *Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications, and Implementations*, New York, 1990.

İkinci bölümde ise geleneksel zaman serileri analizleri anlatılmıştır. Zaman serisi, zaman sırasına konmuş gözlem değerleri kümesi olarak tanımlanır. Zaman serisinde ilgilenilen özellik tek değişkendir. Bu değişken zaman içerisinde çeşitli nedenlerle farklı değerler alır. Dolayısıyla zaman serisi, zaman sırasındaki değer kümesi olarak ifade edilebilir ²

Üçüncü bölümde ise veri setlerinin analizi, yapay sinir ağları ve zaman serileri modellerinden uygun olan modeller seçilerek gerçekleştirilmiştir.

Son bölümde ise uygulama aşamasında elde edilen sonuçlar değerlendirildikten sonra ileriki çalışmalara yön verecek önerilerde bulunulmuştur.

² Fevzi Kutay, *Zaman Serilerinde Tahmin Teknikleri ve Box-Jenkins Modelleri*, Ankara 1989, s. 19.

BİRİNCİ BÖLÜM

YAPAY ZEKA VE YAPAY SİNİR AĞLARI

1.1 Yapay Zeka

Zeka; çevreyi algılama, karar verme ve hareketleri kontrol edebilme yeteneğidir.

Yapay zeka ise, zeka davranışı konusunda yapılan ve zeka davranışını sergileyen bilgisayar programlarının uygulanması ile ilgilenen çalışmadır.³ Bilim insanları yıllardır insan zekası, oluşumu ve bu zekayı makinelere aktarabilme ile ilgili çalışmalarda bulunmuştur. Çeşitli alanlarda yapılan bu çalışmalar yapay zeka kavramıyla açıklanmaktadır.

Yapay zeka;

- İnsanın düşünmesini taklit ederek karmaşık problemleri çözebilen,
- Yorumları açıklayabilen, yani bir durum karşısında kişiye cevap verebilen,
- Öğrenerek uzmanlığını geliştiren ve eski bilgilerini yenilerle uyumlu olarak kullanarak bilgi tabanına genişletme eylemlerini yapabilen

programlar geliştirmeyi amaçlar.⁴

1.1.1 Yapay Zeka Teknikleri

Yapay zeka; uzman sistemler, bulanık mantık, genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları gibi tekniklerden oluşmaktadır.

1.1.1.1 Uzman sistemler

Uzman sistemler; bir problemi, o problemin uzmanlarının çözdüğü gibi çözebilen bilgisayar programları geliştiren teknolojidir⁵. Uzman sistemler, belirli bir alanda sadece o alan ile ilgili bilgilerle donatılmış ve problemlere o alanda uzman bir kişinin getirdiği şekilde çözümler getirebilen bilgisayar programlarıdır. İyi tasarlanmış sistemler belirli problemlerin çözümünde uzman insanların düşünme metodolojilerini

³ Limin Fu, *Neural Networks in Computer Intelligence*, New York 1994, s.473.

⁴ James Copeland, *Artificial Intelligence: A Philosophical Introduction*, UK 1993, s.4.

⁵ Vasif Nabiyev, *Yapay Zeka: Problemler, Yöntemler, Algoritmalar*, Ankara 2003.

taklit ederler. Sistem bir veya birden fazla uzman bilgisi barındırmasından dolayı “uzman sistem” adını almıştır. Son yıllarda problemlerin çözümünde bulanık kümeler ve yapay sinir ağları gibi yapay zeka teknikleriyle beraber kullanılmaktadırlar. Bilgisayar destekli tasarımdan, hastalık teşhisine, arıza ve üretim hatalarının tespitinden, endüstriyel robotlara, iş ve süreç planlamadan, ekonomik analizlere, askeri uygulamalardan uzay çalışmalarına kadar birçok alanda başarıyla kullanılmaktadır. ⁶

1.1.1.2 Bulanık mantık

Bulanık mantık kavramı ilk kez, 1965 yılında California Berkeley Üniversitesinden L.A Zadeh’in bu konu üzerinde ilk çalışmalarını yayınlamasıyla ortaya çıkmıştır. O tarihten sonra önemi artmaya devam etmekte olan bulanık mantık, belirsizliklerin anlatımı ve belirsizliklerle çalışılabilmesi için kurulmuş bir matematik düzen olarak tanımlanır.⁷ Bulanık mantık, bulanık küme teorisine dayanmaktadır. Bulanık mantık, insan mantığında olduğu gibi uzun-kısa, sıcak-soğuk yerine; uzun-ortadan uzun-orta ortadan kısa-kısa, sıcak-ılık-az soğuk-soğuk vb. gibi ara değerlere göre çalışabilmektedir.⁸

1.1.1.3 Genetik algoritmalar

Genetik algoritmalar, doğal seçim ilkelerine dayanan bir arama ve optimizasyon yöntemi olarak tanımlanmıştır. John Holland tarafından temel ilkeleri belirlenmiş, daha sonra sonra, genetik algoritmalar hakkında bir çok bilimsel çalışma yapılmıştır. Genetik algoritmaların, fonksiyon optimizasyonu, çizelgeleme, mekanik öğrenme, tasarım, hücrel üretim gibi alanlarda başarılı uygulamaları bulunmaktadır. Genetik algoritmalar olasılık kurallarına göre çalışırlar.⁹

Diğer bir yapay zeka tekniği ise yapay sinir ağlarıdır. Bu tez çalışmasında yapay zeka tekniklerinden yapay sinir ağları kullanılacağı için ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

6 SelimYazıcı, *Öğrenen Organizasyonlar*, İstanbul 2001.

7 İrfan Ertuğrul, “Akademik Performans Değerlendirmede Bulanık Mantık Yaklaşımı”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, No:1, Erzurum 2004, s. 155-159.

8 Elmas Çetin, *Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama)*, Ankara 2003.

⁹ De Jong Goldberg , *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, USA. 1989, s. 1-7.

1.2 Yapay Sinir Ağları

1.2.1 Yapay Sinir Ağları Tanımı ve Tarihsel Gelişimi

İlk ticari yapay sinir ağının geliştiricisi olan Dr. Robert Hecht- Nielsen'e göre: "Yapay sinir ağı, dışarıdan gelen girdilere yanıt oluşturma yoluyla bilgi işleyen, birbiriyle bağlantılı basit elemanlardan oluşan bilgi işlem sistemidir. ¹⁰ Yapay sinir ağları biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programları olarak ifade edilirler.¹¹

Yapay sinir ağlarının gelişim tarihine özetle bakıldığında sürecin şu şekilde ilerlediği görülebilir:

- 1943: Yapay Sinir hücrelerine dayalı hesaplama teorisinin ortaya atılması ve eşik değerli mantıksal devrelerin geliştirilmesi.
- 1949: Biyolojik olarak mümkün olabilen öğrenme prosedürünün bilgisayarlar tarafından gerçekleştirilecek biçimde geliştirilmesi: Hebb Kuralı.
- 1956-1962: Adaline ve Windrow öğrenme algoritmasının geliştirilmesi.
- 1957-1962: Tek Katmanlı Algılayıcının (Perceptron) geliştirilmesi.
- 1965: İlk makine öğrenme kitabının yazılması.
- 1967-1969: Bazı gelişmiş öğrenme algoritmalarının geliştirilmesi: Grosberg öğrenme algoritması.
- 1969: Tek katmanlı algılayıcıların problemleri çözme yeteneklerinin olmadığının gösterilmesi.
- 1969-1972: Çağrışimli Bellek (Associative memory) konusunda çalışmalar: Kohonen ve Anderson çalışmaları.
- 1969-1972: Doğrusal ilişkilendiricilerin geliştirilmesi.
- 1972: Korelasyon ve matriks belleğinin geliştirilmesi.
- 1974: Geriye Yayılım modelinin (Çok katmanlı algılayıcıların ilk çalışmaları) geliştirilmesi.
- Öğretmensiz Öğrenmenin geliştirilmesi:
 - 1978: ART Modelinin geliştirilmesi.
 - 1982: Kohonen Öğrenmesi ve SOM modelinin geliştirilmesi.
- 1982: Hopfield Ağlarının geliştirilmesi.

¹⁰ Maureen Caudill, "Neural Network Primar Part I", Journal AI Expert, 2/12, San Francisco 1987, s. 46-52.

¹¹ Elmas Ç., a.g.e, s. 23.

- 1982: Çok Katmanlı algılayıcılarının geliştirilmesi.
- 1984: Boltzman makinesinin geliştirilmesi.
- 1985: Çok katmanlı algılayıcıların Genelleştirilmiş Delta Öğrenme Kuralı ile geliştirilmesi.
- 1988: Radyal tabanlı fonksiyonlar (RBF modellining) geliştirilmesi.
- 1988: Probabilistik ağlar (PNN modellining) geliştirilmesi.
- 1991: Genel Regresyon ağları (GRNN modellining) geliştirilmesi.¹²

1.2.2 Yapay Sinir Ağları Kullanım Alanları

Yapay Sinir Ağlarının kullanım alanları teknoloji ve bilgisayar kullanımının artmasıyla gün geçtikçe genişlemektedir. Mühendislikten ekonomi ve tıp alanına kadar yaygın olarak kullanılmaktadır. Savunma sanayi ve haberleşme, otomasyon, endüstriyel üretim ,veri madenciliği, beyin fonksiyonlarının modellenmesi, ses ile çalışan teknolojik aletlerin geliştirilmesi, konuşmaların farklı dillere eş zamanlı tercüme ve konuşmaları yazıya dönüştürmede kullanılmaktadır. Günümüzde kullanılan sistemler konuşmalarda geçen 20.000 (İngilizce) kelimeyi algılayabilmekte ve yazıya geçirebilmektedir. Optik Karakter Tanıma ve güvenlik sistemlerinde, konuşma ve parmak izi okuma alanlarında kullanılmaktadır. Kredi kart formlarının veya postalar üzerindeki adres ve posta kodlarının el yazısından tanınması gibi işlemlerde %98-%99 gibi yüksek doğruluklarla kullanılmaktadır. Yine bankalarda imza ve el yazısı tanıma gibi güvenlik konularında kullanılmaktadır. Ayrıca, genetik mühendisliğinde DNA ve kromozomların incelenmesinde, gezgin satıcı problemi, yük ve hat dengeleme gibi optimizasyon problemlerinin çözümünde, petrol ve gaz aramalarında, hava alanlarında bomba detektörlerinde, akıllı oyuncakların geliştirilmesinde, büyük inşaat projelerinde, proje yönetiminde iş çizelgeleme ve maliyet hesaplarında, kimyasal süreçlerde hata tespiti gibi konularda kullanılmaktadırlar.¹³

1.2.3 Yapay Sinir Ağları Özellikleri

Yapay sinir ağlarının özellikleri uygulanan ağ modeline göre değişmektedir. Ancak bazı özellikler tüm modeller için geçerlidir. Bunlar;

¹² Ercan Öztemel, *Yapay Sinir Ağları*, İstanbul 2003, s. 39-41.

¹³ Fırat Bayır, *Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama*, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), İstanbul 2006, s. 13-15.

- Yapay sinir ağıları makine öğrenmesi gerçekleştirirler. Yapay sinir ağlarının temel işlevi bilgisayarların öğrenmesini sağlamaktır.
- Yapay sinir ağlarında bilgiler ağı üzerinde saklı olup ortaya çıkarılması ve yorumlanması zordur.
- Yapay sinir ağları örneklerle öğrenirler. Yapay sinir ağlarının olayları öğrenebilmesi için o olay ile ilgili örneklerin belirlenmesi gerekmektedir. Örnekleri kullanarak ilgili olay hakkında genelleme yapabilecek yeteneğe kavuşturulurlar.
- Yapay sinir ağlarının öncelikle eğitilmeleri ve performanslarının test edilmesi gerekmektedir. Eğitim, mevcut örneklerin teker teker ağa gösterilmesi ve ağı örneklerdeki olaylar arasındaki ilişkileri belirlemesidir.
- Ağ kendisine gösterilen örneklerden genellemeler yapar ve görmediği örnekler için bilgiler üretebilir.
- Algılamaya yönelik olaylarda kullanılabilirler. Ağlar daha çok algılamaya yönelik bilgileri işlemede kullanılırlar.
- Şekil (örüntü) ilişkilendirme ve sınıflandırma ve tamamlama yapabilirler.
- Kendi kendini organize etme ve öğrenebilme yetenekleri vardır.
- Eksik bilgi ile çalışabilmektedirler. Yapay sinir ağları kendileri eğitildikten sonra eksik bilgiler ile çalışabilir ve gelen yeni örneklerde eksik bilgi olmasına rağmen sonuç üretebilirler.
- Hata toleransına sahiptirler. Ağ hücrelerinde kısmen bozulma olsa bile ağ çalışmaya devam eder.
- Belirsiz tam olmayan bilgileri işleyebilmektedirler.
- Dereceli bozulma gösterirler. Bir ağ zaman içinde yavaş yavaş ve zarif bir şekilde bozulur. Bu eksik bilgidен veya hücrenin bozulmasından kaynaklanır.
- Sadece nümerik bilgiler ile çalışabilmektedirler.¹⁴

1.3 Yapay Sinir Ağları Yapısı

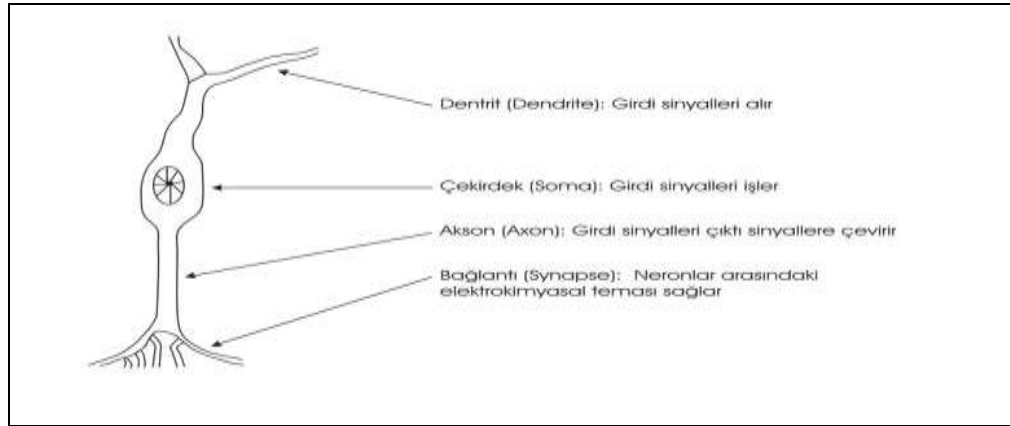
1.3.1 Biyolojik ve Yapay Sinir Hücreleri

Yapay sinir hücreleri; insanoğlunun çevresini anlaması ve algılamasını sağlayan biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek oluşturulan modellerdir. Yapay sinir ağlarının

¹⁴ Öztemel E., *a.g.e.*, s. 31-33.

çalışma yöntemini daha iyi anlayabilmek için öncelikle biyolojik sinir sistemini anlamak gereklidir.

Sinir sisteminin bir parçası olan ve ortalama 1,5 kg ağırlığındaki insan beyinde, tahminen 100 milyar kadar sinir hücresi ve 60×10^{12} (60 trilyon) synapse bulunmaktadır.¹⁵ Öğrenme, hatırlama, düşünme algılama gibi tüm bilişsel davranışları da içeren, her türlü insan davranışının temelinde nöron hücreleri bulunmaktadır.¹⁶ Nöron sinir sisteminin temel işlem elemanıdır.(Şekil 1) Sinir hücresi; Dentrit, Çekirdek (Soma), Akson ve Bağlantılardan(Synapse) oluşmaktadır. Sinir hücreleri arasında elektrik sinyallerinin geçmesini sağlayan bağlantılardır. Bu sinyaller somaya ve dentrite'lere iletilir. Soma sinyalleri işler, Dentritler ise bu sinyalleri Synapselere göndererek diğer sinir hücrelerine iletir.



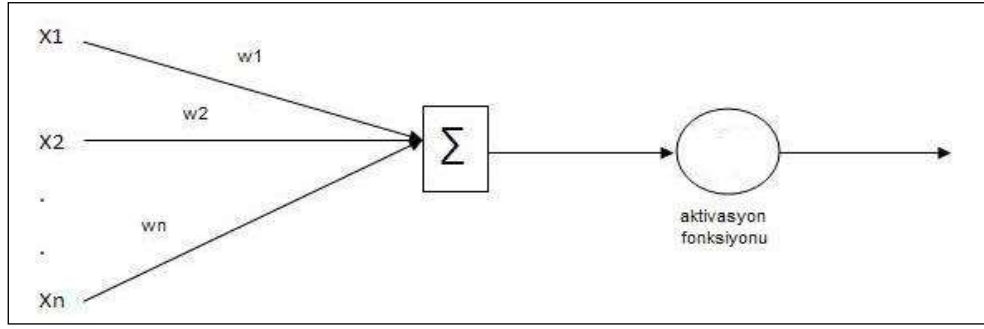
Şekil 1.Nöron yapısı ve işlevleri¹⁷

Yapay sinir ağları da biyolojik sinir sistemi gibi bir ağ yapısında birbirine bağlı çok sayıda nörondan oluşmaktadır. Yapay nöron aşağıdaki şekilde basit olarak gösterilmektedir. Yapay nöron girdiler (x_1, x_2, \dots, x_n) almakta bu girdileri ağırlıklandırarak (w_1, w_2, \dots, w_n) toplamakta, aktivasyon fonksiyonuna göre bu toplama değerini işlemekte ve bir çıktı oluşturmaktadır. Bir nöronun çıktısı bağlantılı olduğu nöronda girdi olmaktadır.

¹⁵ James Freeman, David Skapura, *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, USA 1991.

¹⁶ Eric Kandel, *Principles of Neural Science*, Elsevier Science Publishing Co, 1991.

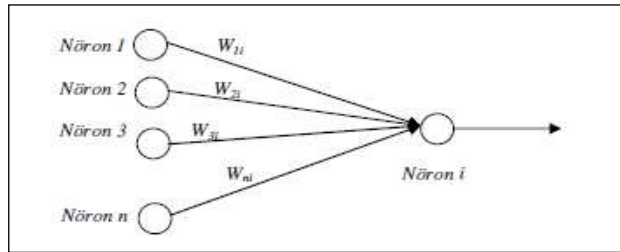
¹⁷ Hasan Yurtoğlu, *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği*, (Basılmamış DPT Uzmanlık Tezi), Ankara 2005, s. 13.



Şekil 2. Temel yapay sinir hücresi

Bütün nöronlar, pek çok giriş sinyalini eşzamanlı olarak toplayabilen; ancak bağlantı ağırlık değerlerine, giriş sinyaline, eşik değerine ve aktivasyon fonksiyonuna bağlı olarak, yalnızca bir tek çıkış sinyali verebilen aygıtlardır.¹⁸

Yapay sinir hücrelerinde iletim biyolojik sinir hücrelerindeki gibi tek yönlüdür. Bir YSA sisteminin tasarımında en önemli öğelerden birisi, bağlantının ağırlık değeri ile gösterilen iki nöron arasındaki bağlantının kuvvetidir. Örnek olarak, eğer i nöronu j nöronuna, i nöronunun çıktısı j nöronunun girdisi olacak şekilde bağlanmışsa; i ile j arasındaki bağlantının gücü w_{ij} 'de gösterilmektedir. Bir nöron pek çok nörondan girdi almakta, ancak tek bir çıktı üretmektedir. Bilgi, bu ağırlıkların değeri olarak saklanmakta ve sistem yeni bilgiyi bağlantı ağırlıklarını güncelleyerek öğrenmektedir.¹⁹



Şekil 3. Nöron bağlantıları

Burada;

Girdiler; bir yapay sinir hücresine dış dünyadan girilen bilgilerdir. Ağırlıklar; yapay sinir hücresindeki bilginin hücre üzerindeki etkisini ve önemini gösterir. Ağırlıkların ne kadar büyük olduğu ağırlığın önemli veya önemsiz olduğunu

¹⁸ John Hertz, Anders Krogh and. Richard G.Palmer, *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, 1991

¹⁹ Fatemeh Zahedi, *Intelligent Systems for Business: Expert Systems with Neural Networks*, California, 1993 s.510-511

göstermemektedir, ancak ağırlığın değerinin artı veya eksi olması etkisinin pozitif veya negatif olduğunu gösterir. Sıfır olması bir etkisinin olmadığını gösterir. Ağırlıklar sabit yada değişken değerler alabilmektedir. Toplama fonksiyonu; bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Aktivasyon fonksiyonu ise hücreye gelen net girdiyi işler ve hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Hücrenin çıktısı; aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilir. Toplama ve aktivasyon fonksiyonu için kullanılan fonksiyonlar aşağıda gösterilmiştir.²⁰

Tablo 1. Toplama fonksiyonları

Net Giriş	Açıklama
Çarpım Net girdi= $\prod_i X_i W_i$	Ağırlık değerleri girdiler ile çarpılır ve daha sonra bulunan değerler birbirleri ile çarpılarak net girdi hesaplanır.
Toplam Net Girdi= $\sum_i^n X_i W_i$	Her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır
Maksimum Net Girdi= $\text{Max}(X_i W_i)_{i=1 \dots N}$	N adet girdi içinden ağırlıklar ile çarpıldıktan sonra en büyüğü yapay sinir hücresinin net girdisi olarak kabul edilir.
Minimum Net Girdi= $\text{Min}(X_i W_i)_{i=1 \dots N}$	N adet girdi içinden ağırlıklar ile çarpıldıktan sonra en küçüğü yapay sinir hücresinin net girdisi olarak kabul edilir
Kümülatif Toplam Net Girdi= $\text{Net}(\text{eski}) + \sum X_i W_i$	Hücreye gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır ve daha önce gelen bilgilere eklenerek hücrenin net girdisi bulunur.

Tablo 2. Aktivasyon fonksiyonları

Sigmoid fonksiyon F (Net)= $\frac{1}{1 + e^{-NET}}$	Burada NET yapay sinir hücresine gelen NET girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu kullanılarak belirlenmektedir.
Lineer fonksiyon	Gelen girdiler olduğu gibi hücrenin çıktısı

²⁰ Öztemel E., a.g.e, s. 49-51.

F(NET)=NET	olarak kabul edilir.
Step fonksiyonu F(NET) = 1 if NET > eşik değeri 0 if NET ≤ eşik değeri	Gelen NET girdi değerinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerlerini alır.
Sinus fonksiyonu F(NET) =Sin (NET)	Öğrenilmesi düşünülen olayların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır.
Hiperbolik tanjant fonksiyonu F(NET) = (e ^{NET} + e ^{-NET}) / (e ^{NET} - e ^{-NET})	Gelen NET girdi değerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır.

1.3.2 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağları zaman içinde öğrenebilmektedirler. Bu bakımdan adaptif özellik taşırlar. Yani, sinir ağları geçmiş deneyimlerine dayanarak problem çözme yeteneklerini geliştirebilir. Yapay sinir ağlarındaki bu olay “öğrenme” olarak adlandırılır.

Öğrenme işlemi istenilen çıktıları elde edebilmek amacıyla bağlantıların ağırlıklarının belirlenmesidir.²¹

Yapay sinir ağlarının öğrenme süreci basitçe şu adımlardan oluşur.

1. Çıktıların hesaplanması
2. Çıktıların hedef çıktılarla karşılaştırılması ve hatanın hesaplanması
3. Ağırlıkların değiştirilerek sürecin tekrarlanması

Yapay sinir ağlarında nöronların bağlantı ağırlıklarının belirlenmesi işlemine ağırlık eğitimi denilmektedir. Başlangıçta bu ağırlık değerleri genellikle rasgele atanmaktadır. Yapay sinir ağlarına örnekler gösterildikçe gerçekleşen ve beklenen çıktı arasındaki farka göre bu ağırlık değerleri değiştirilir. Amaç ağırlık gösterilen örnekler için doğru çıktıları üretecek ağırlık değerlerini bulmak, yani hatayı minimize etmektir. Ağırlık

²¹ Adıyaman F., *Talep Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi) İstanbul Üniversitesi, İstanbul 2007.

dođru ađırlık deđerlerine ulaşması örneklerin temsil ettiđi olay hakkında genellemeler yapabilmesi demektir. Bu yeteneđe kavuşması işlemeine ađın öğrenmesi denir.²²

1.3.3 Öğrenme Stratejileri

Yapay sinir ađlarında farklı öğrenme stratejileri vardır. Öğrenmeyi gerçekleştirecek olan sistem ve kullanılan öğrenme algoritması bu stratejilere bađlı olarak deđişmektedir.

1.3.3.1 Öğretmenli (supervised) öğrenme

Bu stratejide sistemin olayı öğrenebilmesi için öğretmen gereklidir. Öğretmen öğrenilmesi istenen olay ile ilgili örnekleri girdi/çıktı seti olarak verir. Her örnek için girdiler ve oluşturulması gereken çıktılar sisteme gönderilirler. Sistem, girdileri öğretmenin belirlediđi çıktılara haritalar ve olayın girdileri ile çıktıları arasındaki ilişkiler öğrenilir. Çok katmanlı algılayıcı ađı bu stratejiyi kullanan ađlara örnek olarak verilebilir.

1.3.3.2 Destekleyici (reinforcement) öğrenme

Burada, öğrenen sisteme bir öğretmen yardımcısıdır. Fakat öğretmen her girdi seti için olması gereken çıktı setini sisteme göstermez. Bunun yerine sistemin gösterilen girdilere karşılık çıktısını üretmesini bekler ve üretilen çıktının dođru veya yanlış olduğunu gösteren bir sinyal üretir. Sistem, öğretmenden gelen bu sinyalle öğrenme sürecini devam ettirir. LVQ ađı bu stratejiyi kullanan sistemlere örnek olarak verilebilir.

1.3.3.3 Öğretmensiz (unsupervised) öğrenme

Burada sistemin öğrenmesine yardımcı olacak bir öğretmen yoktur. Sisteme sadece girdi deđerleri gösterilir. Örneklerdeki parametreler arasındaki ilişkilerin sistemin kendisi tarafından öğrenmesi beklenir. Sınıflandırma problemleri için daha çok kullanılan bir stratejidir. Bu stratejide öğrenme bittikten sonra çıktıların ne anlama geldiđini gösteren etiketlendirme kullanıcı tarafından yapılmalıdır. ART ađları bu stratejiyi kullanan sistemlere örnek olarak verilebilir.²³

²² Aysun Kapucugil, Halka Arzların İlkün Fiyat Performansının Tahmininde Yapay Sinir Ađlarının Kullanımı, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir 2005.

²³ Öztemel E., *a.g.e.*, s. 26-27.

1.3.4 Öğrenme Kuralları

Yapay sinir ağlarında öğrenme stratejileri bazı kurallara göre gerçekleştirilir. Bu kurallardan bazıları çevrimiçi bazıları çevrimdışı çalışmaktadır. Hebb kuralı ,Boltzman kuralı, Kohonen kuralı, Delta kuralı, Hopfield kuralı bazı öğrenme kurallarıdır.

1.3.5 Öğrenmede Kullanılan Diğer Yaklaşımlar

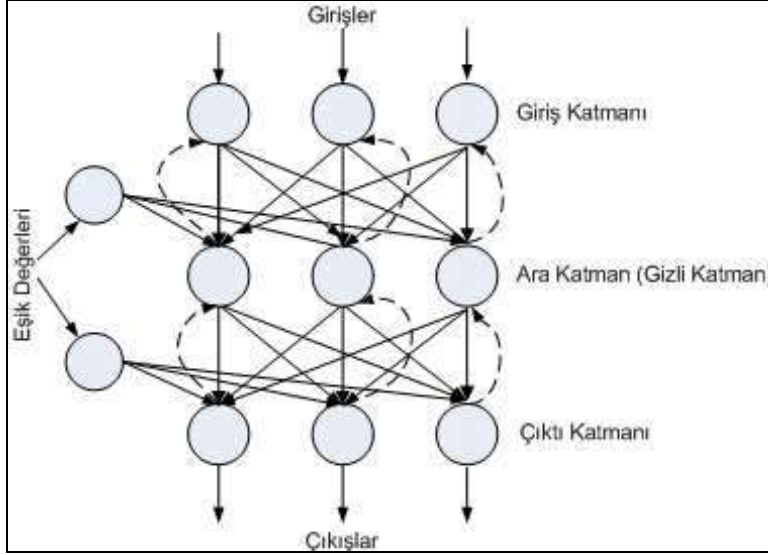
Öğrenmede kullanılan diğer yaklaşımlar olarak desen tabanlı eğitim, grup eğitim ve arttırımlı öğrenme gösterilmektedir. Desen tabanlı eğitim yaklaşımında, eğitim verilerinin YSA'ya her uygulanışında ağırlıklar değiştirilir. Bu öğrenmede, başlangıçta ağırlıklar rastgele olarak atanır. Ağa uygulanan girişe göre çıkış elde edilir. Elde edilen çıkış değeri ile arzu edilen çıkış değeri arasındaki farka göre ağırlıklar değiştirilir. Bu işlem öngörülen iterasyon sayısına kadar devam eder. Grup eğitimde, başlangıçta ağırlıklar rastgele olarak atanır. Ağa uygulanan girişe göre çıkış elde edilir. Elde edilen çıkış değeri ile arzu edilen çıkış değeri arasındaki fark alınarak hata değeri elde edilir. Ağa tekrar bir giriş uygulanır ve bir çıkış değeri elde edilir. Bu işlem örnek sayısı kadar tekrar edilir. Elde edilen bu hata değerleri sonuçta toplanır ve bu toplama göre ağırlıklar değiştirilir. Bu yaklaşımı diğerinden ayıran özellik, uygulanan her girişte ağırlıkların değiştirilmesi yerine tüm veri setinin tamamının ağa uygulanmasından elde edilen sonuç değere göre ağırlıklar değiştirilir. Arttırımlı öğrenme; online ve offline öğrenme yaklaşımlarının her ikisinde de çalışır. Öğrenmede herhangi bir ağırlık kümesi için amaç fonksiyonu hesaplanır. Böylece, eğitimde gelişmenin veya ilerlemenin olup olmadığı görülebilir ve istenilen doğruluk için amaç fonksiyonun minimum değerini hesaplanabilir.²⁴

1.4 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı Modeli

Bir yapay sinir ağının öğrenmesi istenen olayların girdi ve çıktıları arasındaki ilişkiler doğrusal değilse Rumelhart ve arkadaşlarının geliştirdiği “hata yayma” veya “çok katmanlı algılayıcı” modeli de denilen geri yayılım modeli kullanılır. Özellikle sınıflandırma, tanıma, ve genelleme yapmayı gerektiren problemler için çok önemli bir çözüm aracıdır. Temel amacı ağın beklenen çıktısı ile ürettiği çıktı arasındaki hatayı en aza indirmektir.²⁵

²⁴ Şeref Sağıroğlu, vd., *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1 Yapay Sinir Ağları*, Ufuk Yayıncılık 2003, s. 83-84.

²⁵ Öztemel E., a.g.e, s. 75-76.



Şekil 4. Bir geriyayılım ağı modeli²⁶

Bir geri yayımlı ağ modelinde giriş, gizli ve çıkış olmak üzere 3 katman bulunmaktadır. Problemin ve veri setinin özelliklerine göre gizli katman sayısını ve yapay sinir hücresi sayısını artırabilmek mümkündür.²⁷

Burada giriş katmanı; dış dünyadan gelen verileri alır hiçbir işleme tabi tutmadan bir sonraki katmana aktarır. Bu katmandaki nöron sayısı giriş veri sayısı kadardır ve her bir giriş nöronu bir veri alır. Gizli katmanlar; asıl işin yapıldığı işlemlerin gerçekleştirildiği katmandır. Her bir katman kendisine gelen verileri işleyerek bir sonraki katmana iletir. Bir ağ yapısında birden fazla ara katman bulunabilir. Hücre sayısının ve katman sayısının uygun olarak belirlenmesi ağın başarısı açısından çok önemlidir. Katman sayısı ve her bir katmandaki hücre sayısı tamamen tasarımcıya bağlıdır. Çıktı katmanı ise; ara katmanlardan gelen verileri ağın kullandığı aktivasyon fonksiyonu ile işleyerek çıktıları üreten katmandır. Bu katmanda elde edilen sonuçlar tüm ağın çözülmeye çalışılan problem için üretmiş olduğu çıktılarıdır. GYA’da gizli katmanda ve çıkış katmanında bir de eşik hücresi ilave edilmiştir. Geri yayılım ağlarında bir katmandan diğer bir katmana aradaki herhangi bir katmanı atlayarak geçmek mümkün değildir. Girişe uygulanan veriler her bir katmandaki sinir hücrelerinde işleme tabi tutulup katmandan katmana aktarılarak çıktı katmanına kadar iletilir. Sonuçta elde edilen çıktılar hedef çıktılar ile karşılaştırılarak aradaki fark yani “hata” bulunur. Hesaplanan hata değerleri her çıktı düğümüne karşılık gelen katmandaki

²⁶ Freeman J. Skapura D., *a.g.e.*

²⁷ Keleşoğlu Ö. Ekinci C E., Fırat A. “The Using Artificial Neural Networks in Insulation Computations”, *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 3, 2005, s. 58-66.

düğömlere geri gönderilir. Böylece ara katmanlardaki düğömlerin her biri toplam hatanın sadece kendine ait olarak hesaplanan kısmını içerir. Böylece hataya bağılı olarak her katmandaki ağırlıklar yeniden güncellenir. Bu işleme hatanın önceden belirlenmiş olan kabul edilebilir sınırlar içerisinde kalmasına kadar devam edilir ve böylece ağıın eğitimi tamamlanmış olur. Katmanlar arasında belirlenen son ağırlıklar ise eğitimi tamamlanmış olan ağıdan alınarak test aşamasında kullanılmak üzere saklanır.²⁸

Geri yayılma ağı öğrenme yöntemi olarak genellikle geri yayılma algoritması kullanılır. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak kolayca ispatlanabilir olmasından dolayı en çok tercih edilen algoritmadır. Bu algoritma, hataları çıkıştan girişe geriye doğru azaltmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır.²⁹

Bu algoritmanın akışı şu şekildedir.

- Başlangıç ağırlıklarını rastgele seç
- Öğrenmeye başla
- Giriş setini giriş setine uygula
- İşlemci elemanlarının üzerinden çıkışı hesapla
- Hata? Kabul edilemez Eğitim azaltma ile ağırlıkları yeniden düzenle
- Kabul edilebilir
- Test işlemine başla
- Öğretme veya test giriş setini yapay sinir ağıının giriş katına uygula
- İşlemci elemanlarının üzerinden çıkışı hesapla
- Ağıın gerçek çıkışı
- Giriş set tamamlandı mı?

Eğitme işlemi ve eğitimden sonraki test işlemi bu akışa göre yapılır. Bu algoritma ile i ve j kat işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ji}(t)$ değışikliğı hesaplanır. Bu ifade

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad \text{Denklem 1.1}$$

olarak verilir. Bu eşitlikte η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad \text{Denklem 1.2}$$

²⁸ Ömür Yıldız, *Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı* Osmangazi Üniversitesi (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Eskişehir 2006., s. 90.

²⁹ Sağırođlu, Ş., vd., *a.g.e.*, s. 85-86.

Burada $net_j = \sum x_j w_{ji}$ ve $y_j^{(t)}$ ise j işlemci elemanın hedef çıkışıdır. Ara katlardaki nöronlar için ise bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum w_{qi} \delta_q \quad \text{Denklem 1.3}$$

olarak verilir. Ara katlardaki nöronlar için herhangi bir hedef çıkış olmadığından, alttaki eşitlik kullanılır. Bu duruma bağlı olarak çıkış katından başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki nöronlar için hesaplanır. Daha sonra ilk formüle bağlı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi gerçekleştirilir. Öğrenme katsayısı için tipik değerler 0.01 ile 0.9 arasında değişir. Karmaşık ve zor çalışmalar için daha küçük değerlerin seçilmesi önerilir.³⁰

1.4.1.1 Geri yayılım ağı modeli kullanım alanları

Geri yayılım ağı hayatın hemen hemen her alanında örnekleri görülen bir modeldir. Genel olarak

- Sınıflandırma
- Tahmin etme
- Tanıma
- Yorumlama
- Teşhis etme alanlarında kullanılır.

Yatırım planlaması, imza analizi, proses kontrolü, pazarlama, imalat sektörü uygulamaları geri yayılım algoritmasının kullanım alanlarından bazılarıdır. Yatırım problemlerinde şimdye kadar daha çok doğrusal tahmin yöntemleri kullanılırken, Geleceğe yönelik tahminler yapılmasında yapay sinir ağlarından özellikle geri yayılım ağlarından faydalanılmaktadır.³¹

³⁰ Sağiroğlu Ş., vd., *a.g.e.*, s. 85-86.

³¹ Öztemel E., *a.g.e.* s 75-76.

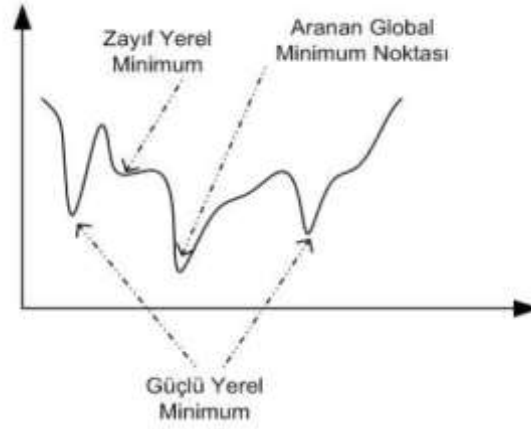
1.4.1.2 Gya ağlarının zayıf yönleri

Ağın Eğitim Hızı

Ağa uygulanan ilk değerlere ve eğitim devir sayısına bağlı olarak eğitim süreci yüzlerce ya da milyonlarca devir sürebilir. Bu konuda belirlenmiş kesin bir sayı yoktur. Kullanıcının tecrübesi, uygun ağı tasarlaması ve parametreleri uygun seçmesi belirleyici olur.³²

Ağın Ezberlemesi

Geriye yayılım algoritmasının en büyük eksiği, türev işlemleri sırasında yerel minimum noktasında takılması ve bu noktayı en iyi çözüm zannetmesidir. Bu durum “ağın ezberlemesi” olarak da adlandırılır.



Şekil 5. Hata değerlerinin seyri

Bazı durumlarda eğitilen ağı, eğitim setindeki bütün örneklere % 100 doğru cevap üretmesine rağmen test setindeki örneklere doğru cevaplar üretememektedir. Ancak %10- %20 civarında bir performans yakalanabilmektedir. Bu durumda geri yayılım ağının öğrenmediği fakat öğrenme setini ezberlediği görülmektedir. Onun için ağın gerçekten öğrenmesini sağlamak gerekir. Çok iyi ezberleyen bir ağı yerine azar azar öğrenen ve kabul edilebilir bir hata ile öğrenme gerçekleştiren performansı düşük ağı daha iyidir.³³

³² Önder Efe, Okyay Kaynak, *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*, İstanbul 2000, s.19.

³³ Öztemel E., *a.g.e.*

1.4.1.3 Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması

Geri yayılım algoritmasındaki eğitimin hızının yavaş olması ve ağıın ezberlemesi dezavantajları uygulamada farklı algoritmaların kullanılmasının önünü açmıştır. Bunlardan biri de bu çalışmada kullanılan Matlab Neural Network Toolbox'ın kullandığı Levenberg-Marquardt Öğrenme Algoritması'dır.

Bu algoritma maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş bir en az kareler hesaplama metodudur. Bu yöntem yavaş yakınsama probleminden etkilenmez.³⁴

³⁴ Sağirođlu, Ş., vd., *a.g.e.*, s. 97.

İKİNCİ BÖLÜM

ZAMAN SERİSİ MODELLERİ

2.1 Zaman Serileri Tanım ve Özellikleri

Zaman serileri, bilimin her alanında kullanım bulan istatistik ve ekonometrinin önemli bir uygulama alanıdır. Zaman serisi, periyodik zaman aralıklarında gözlenen ölçümlerin bir dizisi olarak tanımlanabilir.³⁵ Zaman serisinin en önemli özelliği bu serilerin gözlem değerleri ile bu değerdeki değişmelerin trend, konjonktür, mevsim ve tesadüfi dalgalanmaların etkisinde, bunların bir sonucu niteliğinde olmasıdır. Diğer bir özelliği bağımlılık özelliğidir. Bu gözlem değerlerinin birbirine bağımlı olmasını ifade eder. Bu özellik nedeniyle, bir zaman serisinin bugünkü ve geçmiş dönem gözlem değerlerini kullanarak gelecek dönemde alacağı değerleri tahmin etme imkanı olabilir. Stokastik süreç olma özelliği ise zaman serisinin iç bağımlılığı olan rassal değişkenin zaman aralıklarıyla aldığı değerlerin ardı ardına sıralanmasıyla meydana gelmesi şeklinde tanımlanabilir. Zamana bağlı olaylar rassal karakterdedir. Bu gibi olaylarla ilgili serilerin gelecek dönemdeki seyrini, bugünkü ve geçmiş dönem değerlerine dayanarak incelemek için stokastik veya istatistiksel yaklaşım gerektirir.³⁶

2.2 Zaman Serileri Kullanım Alanları

Zaman serileri birçok alanda kullanılırlar. Ziraatte yıllık rekolte ve fiyatlar, iş dünyası ve ekonomide hisse senetleri günlük kapanış fiyatları, aylık fiyat endeksleri, haftalık faiz oranları, dönemsel satış hacimleri ve yıllık kazançlar, mühendislikte ses, elektrik sinyalleri ve voltaj, jeofizikte okyanus dalgaları ve belirli bölgenin toprak hareketleri, medikal çalışmalarda elektroensefalografi (EEG) ve elektrokardiyografi (EKG), meteorolojide günlük rüzgar hızları, günlük sıcaklıklar ve yıllık yağışlar, kalite kontrolünde belirli bir hedef değere göre süreç takibinde, sosyal bilimlerde yıllık doğum oranları, ölüm oranları, kaza oranları ve çeşitli suç oranları zaman serileri halinde takip edilebilirler.³⁷

³⁵ Yılmaz Akdi, *Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler ve Kointegrasyon)*, Ankara 2010, s. 2-3.

³⁶ Ahmet Özmen, *Zaman Serisi Analizinde Box-Jenkins Yöntemi ve Banka Mevduat Tahmininde Uygulama Denemesi*, (Basılmamış Doktora Tezi), Eskişehir 1986.

³⁷ Wei, W.W.S., *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*, New York. 1990, s.455.

2.3 Zaman Serilerinin Sınıflandırılması

Gözlem değerlerinin elde edilmiş biçimine göre zaman serilerini sürekli ve kesikli seriler, serinin ortalama değerinden büyük sapmalar gösterip göstermediklerine göre durağan ve durağan olmayan seriler ve periyodik hareketlerine göre mevsimsel ve mevsimsel olmayan seriler olarak incelemek mümkündür.

2.3.1 Sürekli ve Kesikli Zaman Serileri

Zaman serilerinin gözlem değerleri zaman içinde sürekli olarak elde ediliyorsa, oluşan seri sürekli zaman serisidir. Bu tür seriler genellikle zaman içinde eşit olmayan aralıklarla elde edilen gözlem değerlerinden oluşur. Eğer gözlem sadece belirli zaman aralıklarıyla böyle serilere kesikli zaman serileri denir. Kesikli zaman serileri genellikle eşit zaman aralıklarıyla yapılan gözlem değerlerinden oluşur.³⁸

2.3.2 Durağan ve Durağan Olmayan Zaman Serileri

İncelenen zaman dönemi boyunca serinin ortalaması ve varyansı sistematik bir değişme göstermiyorsa veya seri periyodik dalgalanmalardan arınmış ise, diğer bir deyişle, seride istatistiksel bir denge söz konusu ise bu tür zaman serileri "durağan zaman serileri" şeklinde adlandırılır. Durağan olmayan serilerde, serinin bir bölümü diğer bölümüne göre büyük dalgalanmalar gösterir. Bu tür dalgalanmalar gösteren serilere "durağan olmayan zaman serileri" adı verilir.³⁹

Zaman serilerinin durağanlık özelliklerinin araştırılmasında Dickey and Fuller (1979) tarafından geliştirilen Dickey-Fuller testi (DF) yaygın olarak kullanılan yöntemlerden biridir. Dickey-Fuller testi, bir zaman serisinin durağanlık özelliğinin araştırılması yanında birim köke sahip olup olmadığını test etmek amacıyla da kullanılmaktadır. Dickey-Fuller testinde, Y_t değişkeninin bir dönemde aldığı değer bir önceki dönemde (Y_{t-1}) aldığı değer ile ilişkisi,

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + e_t \quad \text{Denklem 2.1}$$

şeklinde ifade edilir. Bu model birinci dereceden otoregresif modeldir. Modelde $|\phi| \geq 1$ olduğu gösterilebiliyorsa birim kökün varlığından söz edilebilir ve

³⁸ Box ve Jenkins, *Time Series Analysis Forecasting and Control*, California 1976, s. 23.

³⁹ Halil Kayım, *İstatistiksel Ön Tahmin Yöntemleri*, Ankara 1985.

$$Y_t = y_{t-1} + e_t \quad \text{Denklem 2.2}$$

olarak yazılabilir. Y_t serisinin birinci derece farkı alındığında,

$$\Delta y_t = (\varphi - 1) y_{t-1} + e_t \quad \text{üstteki eşitlik için yeni bir } \rho = \varphi - 1 \text{ katsayısı}$$

belirlenirse,

$$\Delta y_t = \rho y_{t-1} + e_t \quad \text{Denklem 2.3}$$

elde edilir.

Bu model için,

$H_0: \rho = 0$ (birim kök vardır, seri durağan)

$H_1: \rho \neq 0$ (birim kök yoktur, seri durağan değil)

hipotezleri test edilir.

Zaman serilerinin uygun bir modele oturtulabilmesi için bu serinin önce durağan hale getirilmesi gerekir.⁴⁰

2.3.3 Mevsimsel ve Mevsimsel Olmayan Zaman Serileri

Bir zaman serisinde birbirini takip eden yılların aynı aylarında benzer devri hareketler görülüyorsa mevsimsel seri, diğer türlü mevsimsel olmayan seri söz konusudur. bu ayrımı yapabilmek için zaman serilerinde yeterli sayıda gözlem bulunması gerekmektedir.⁴¹

2.4 Zaman Serisi Kalıpları

Zaman serileri genel olarak trend, mevsimsel, konjonktürel veya düzensiz hareketlerin bileşiminden oluşur.

2.4.1 Rassal Zaman Serisi Kalıpları

Rassal kalıplar verilerin sabit bir ortalama da dalgalandığı kalıplar olarak tanımlanmışlardır. Bu tür seriler ortalamaya göre durağan bir yapıya sahiptirler. Rassal serileri oluşturan verilerin belirli bir sistematik yapıya sahip kalıpları yoktur.

⁴⁰ Sibel Oğhan, *Zaman Serisi Analiz Yöntemlerinin Karşılaştırılması*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi) Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir 2010.

⁴¹ Özmen A., a.g.e 1986.

2.4.2 Trendli Zaman Serisi Kalıpları

Zaman serilerinde eğer veriler uzun dönemde artış veya azalış gösteriyorsa seride bir trend söz konusudur. Firmaların satışları, gayri safi harcamalar, fiyatlar uzun dönemlerde çoğunlukla trendli bir yapı gösterirler. Zaman serileri trendli bir yapı gösteriyorsa bu seriler durağan değildirler.

2.4.3 Mevsimsel Zaman Serisi Kalıpları

Zaman serileri mevsim etkileriyle belirli dönemlerde artış azalış gösterebilirler. Örneğin hafta sonları alışveriş merkezine gelen insan sayısı artış gösterir ve bu her hafta düzenli olarak verilerde görülürse burada mevsimsellikten söz edilebilir. Sıcaklık grafiklerinde yıllık sıcaklıklara bakıldığında yazın artan kışın azalan değerler mevsimselliğe işaret etmektedir. Mevsimsel zaman serileri genellikle periyodik olarak görülmektedirler.

2.4.4 Konjonktürel Zaman Serisi Kalıpları

Konjonktürel hareketler verideki iniş yada çıkışların sabit bir zamanda olmaması ile belirlenir. Konjonktürel kalıplar genellikle ekonomik göstergelerde görülürler. Refah ya da durgunluk dönemlerini içeren değişimler gözlemlendiğinde konjonktürel hareketler bulunmaktadır.

Mevsimsel ve konjonktürel zaman serisi kalıpları arasındaki fark; mevsimsel hareketlerin dönemlerinde düzenli ve periyodik bir salınım görülürken, konjonktürel hareketlerde dönemler düzensiz ve periyodik olmayan bir yapının görülmesidir.

2.4.5 Otokorelasyonlu Zaman Serisi Kalıpları

Otokorelasyon kavramsal olarak bir serinin herhangi bir dönemindeki değeri ile, bir önceki veya bir sonraki dönem değeri arasında birlikte hareket etme ilişkisini ifade etmektedir.

2.4.6 Sapan Değerli (outlier) Zaman Serisi Kalıpları

Sapan değerli zaman serilerinde veri setinin genel yapısına uymayan anlık değişimler gözlenmektedir. Sapan değerler serideki gözlem değerlerinden çok küçük ya da çok büyük değerlerdir. Genellikle deprem, afet gibi olağandışı olayların

olduđu zamanlarda, krizlerde seride sapan deęerler bulunmaktadır. Zaman serileri analizinde sapan deęerlerin d¼zeltilmesi ¼nem arz eder.⁴²

2.5 Zaman Serisi Analiz ve Tahmin Y¼ntemleri

Çok deęişkenli zaman serileri tahmin modelleri ve tek deęişkenli tahmin modelleri olarak iki başlıkta incelenebilir.

2.5.1 Çok Deęişkenli Zaman Serileri Tahmin Modelleri

Bu başlıkta incelenen tahmin modelleri iki veya daha fazla zaman serisi arasındaki sebep sonuç ilişkisini tanımlayan ve daha sonra tahmin ve kontrol amacıyla kullanılan yöntemlerdir. Litaratürde dönüşüm fonksiyon modelleri, dinamik regresyon modelleri, ve çeşitli çok deęişkenli zaman serileri analizi yöntemleri bulunmaktadır. Ancak bu çalışmada tek deęişkenli zaman serisi tahmin modeli çalışılacağından ayrıntılı bilgi bu konuda verilecektir.

2.5.2 Tek Deęişkenli Zaman Serileri Tahmin Modelleri

Tek deęişkenli zaman serileri analiz yöntemleri zamana baęlı bir tek deęişkene ait tarihi verilerin mevcut olması durumunda kullanılır. Bu modeller sadece ileriye dönük tahmin yapmaya imkan veren istatistiksel yöntemlerdir. Bu yöntemler şu varsayımlara dayanır;

- Mevcut olan zaman serisi unsurlarının gelecek dönemde de aynı kalacağı kabul edilir.
- Zaman serisini meydana getiren unsurları birbirinden ve tesadüfi unsurlardan ayırarak serinin gelecekte alabileceęi deęeri tahmin etmeyi amaçlar.
- Eşit zaman aralıklarıyla elde edilen gözlem deęerlerinden meydana gelen kesikli zaman serilerine uygulanır.

2.5.2.1 Trend analizi yöntemi

İleriye dönük tahmin yapma konusunda geliştirilen yöntemler arasında en eski yöntem trend analizi yöntemidir. Trend analizinin esası, zamana baęlı herhangi

⁴² Mustafa Sevüktekin, Mehmet Nargeleçekenler, *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi*, Ankara 2010, s. 7-20.

bir olaya ait kıymetlerin dağılma diyagramında göstermiş oldukları serpilmeye uygun bir matematik fonksiyon belirlemek bu fonksiyonla ilgili olayın zamana göre nasıl bir genel eğilim gösterdiğini, kısacası biri açıklayıcı değişken (t) diğeri açıklanan değişken (x) kabul edilen iki vasıf arasındaki ilişkiyi şu şekilde ifade edilmektedir.

$$x_t = f(t) \quad \text{Denklem 2.4}$$

Ele alınacak bir zaman serisini en iyi temsil edecek trend denkleminin tipi belirlendikten sonra uzunca bir gelecek dönem için tahminler rutin olarak yapılabilir. Ancak trend analizinin bazı negatif yönleri vardır. Örneğin tahmin değerleri için kurulacak güven aralıkları, tahminin yapıldığı zaman aralığı ile trendin tahmininde kullanılan verilerin kapsadığı zaman arasındaki farka bağlı olduğundan, uzun dönem tahminleri için kurulacak güven aralıkları oldukça geniş olacaktır. Bu nedenle tahminlerin güvenilirliği azalır.⁴³

2.5.2.2 Hareketli ortalamalar yöntemi

Bu yöntemde gözlem değerleri kümeler halinde değerlendirilerek her küme için aritmetik ortalama hesaplanır ve bu ortalama ait olduğu kümenin son terimini izleyecek terimin tahmin değeri olarak kabul edilir.⁴⁴

$$x_{t+1} = \frac{1}{N} [x_t + x_{t-1} + \dots + x_{t-N+1}] \quad \text{Denklem 2.5}$$

2.5.2.3 Üstel düzeltme yöntemi

Üstel düzeltme yönteminin kuramsal temelleri ilk defa 1958 yılında C.C. Holt tarafından atılmıştır. Holt tarafından geliştirilen basit formdaki üstel düzeltme yöntemi mevsim ve trend unsuru içermeyen zaman serileri için uygulanmıştır.⁴⁵ Üstel düzeltme yöntemi deterministik ve stokastik trende sahip tüm serilerde uygulanabilen, verilerdeki son değişim ve sıçramaları dikkate alarak tahminlerin

⁴³ Özmen A., *a.g.e.*

⁴⁴ Makridakis ve Wheelwright, *Interactive Forecasting Univariate and Multivariate Methods*, Holden Day Inc., San Francisco 1978.

⁴⁵ Chris Chatfield, *The Analysis of the Time Series an Introduction*, London 1980, s 85.

devamlı güncelleştirildiği bir yöntemdir. Bu sıçramalar rassal değişimler ve önceden tahmin edilemeyen olaylardan dolayı ortaya çıkmaktadır. ⁴⁶

Üstel düzeltirme tahmin yöntemleri temel özellik açısından hareketli ortalama tahmin yöntemine benzerler. Ancak üstel düzeltirme yöntemleri zaman serilerinin tüm gözlem değerlerini göz önünde bulundurdıkları ve aşağıda üstel düzeltirme tahmininde kullanılan ifadede yer alan (a) düzeltirme katsayısının bugünkü dönemden uzaklıklara göre azalarak değer verilmesi yönünden hareketli ortalama yönteminden ayrılırlar. ⁴⁷

$$x_{t+1} = ax_t + a(1-a)x_{t-1} + \dots + a(1-a)^k x_{t-k} \quad \text{Denklem 2.6}$$

Literatürde Basit Üstel Düzeltirme, Holt's Üstel Düzeltirme ve Winter Üstel Düzeltirme yöntemleri bulunmaktadır.

Basit üstel düzeltirme yöntemi, trende ve mevsimsel dalgalanmaya sahip olmayan sadece bir ortalama düzey etrafında hareket eden zaman serileri için uygundur.

Holt Üstel düzeltirme trende sahip ama mevsimsel dalgalanması olmayan serilerin tahmininde kullanılmaktadır.

Winters üstel düzeltirme yöntemi trende ve mevsimsel dalgalanmaya sahip serilerin tahminlemede kullanılmaktadır. Winters üstel düzeltirme yöntemi serinin ortalama düzeyine, eğimine ve mevsimsel bileşenine uygulanmaktadır. ⁴⁸

2.5.2.4 Box-Jenkins tahmin yöntemleri

G. P. E. Box ve G. M. Jenkins tarafından ortaya konulan ve tek değişkenli zaman serilerinin tahmininde kullanılan Birleştirilmiş Otoregresif Hareketli Ortalama (AutoRegresive Integrated Moving Average ARIMA) yöntemi, yaygın olarak Box-Jenkins (BJ) yöntemi olarak adlandırılır. Bu tahmin yönteminin esası bir denklem veya eşanlı denklem modeli oluşturulmasına değil, zaman serilerinin olasılıklı veya

⁴⁶ Cem Kadılar, *SPSS Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş*, Ankara 2005.

⁴⁷ Makridakis ve Wheelwright, *a.g.e.*

⁴⁸ Kadılar C., *a.g.e.*

rassal özelliklerinin analizine dayanmaktadır. Bağımlı değişkenin (x_t), açıklayıcı değişkenler tarafından açıklandığı regresyon modellerinin tersine, birleştirilmiş otoregresif hareketli ortalama türü zaman serisi modellerinde bağımlı değişken, geçmiş dönem veya gecikmeli değerleri ve rassal hata terimleri ile açıklanabilir. Bu sebeple, tek değişkenli bir istatistiksel tahmin yöntemidir.

Durağan olmayan zaman serilerinin ileriye dönük tahmininde Box-Jenkins yönteminin uygulanabilmesi için bazı dönüşüm yöntemleri kullanılarak durağan hale getirilmesi gerekmektedir.⁴⁹

Box-Jenkins tahmin yöntemleri, durağan doğrusal stokastik modeller durağan olmayan doğrusal stokastik modeller ve mevsimsel modeller olarak incelenecektir.

2.5.2.4.1 Durağan Doğrusal Stokastik Modeller

Durağan doğrusal stokastik modeller, istatistiksel bir dengeyi ifade etmektedir. Özellikle, gözlem değerleri sabit bir ortalama etrafında değişim gösterdiğinde bu modeller kullanılmaktadır.⁵⁰

Bu modeller otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve otoregresif hareketli ortalama (ARMA) modelleri olarak adlandırılmaktadır.

2.5.2.4.1.1 Otoregresif Modeller (AR)

Bu modeller bir zaman serisinin herhangi bir dönemindeki gözlem değerini, aynı serinin ondan önceki belirli sayıda dönemin gözlem değerlerine ve hata terimine bağlı olarak açıklayan modellerdir. AR modeller bir zaman serisinin herhangi bir dönemindeki gözlem değerini, aynı serinin geçmiş belirli sayıda dönemin gözlem değerinin ve hata teriminin doğrusal bir bileşimi olarak ifade eden modellerdir.

AR modeller içerdikleri geçmiş dönem değeri sayısına göre isimlendirirler. AR modeli bir tane geçmiş dönem gözlem değeri içeriyorsa "birinci dereceden" iki

⁴⁹ Akmut Ö., Aktaş R., Binay S., *Öngörü Teknikleri ve Finans Uygulamaları*, Ankara 1999, s. 148-149.

⁵⁰ Halil Kayım, 1985, *İstatistiksel Ön Tahmin Yöntemleri*, Ankara 1985.

tane geçmiş dönem gözlem değeri içeriyorsa p'inci dereceden AR modeli söz konusudur.⁵¹

Bir zaman serisinin gözlem değeri kümesi x_t verildiğinde ve hata terimleri kümesi a_t nin ortalaması sıfır ve varyansı σ_e^2 olan bir rassal bir değişken olduğu varsayımı altında, bu zaman serisinin herhangi bir t dönemine ait x_t gözlem değeri, $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$ gibi p sayıda geçmiş dönem gözlem değeri ve a_t 'nin doğrusal bir bileşimi olarak ifade ediliyorsa, bu model p inci dereceden AR modeldir ve kısaltılarak AR(p) şeklinde gösterilir.

AR(p) modelinin genel ifadesi şöyledir:

$$x_t = \phi x_{t-1} + \phi x_{t-2} + \dots + \phi x_{t-p} + a_t \quad \text{Denklem 2.7}$$

Burada $x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-p}$ küçültülmüş gözlem değerleri

ϕ : Modelin parametresi

p : Modelin derecesi

a_t : Hata terimidir.

Uygulamada sıkça kullanılan AR modelleri birinci ve ikinci dereceden modellerdir ve kısaltılmış olarak AR(1) ve AR(2) şeklinde simgelenirler.

AR(1) modeli

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + a_t \quad \text{Denklem 2.8}$$

AR(2) modeli

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + a_t \quad \text{Denklem 2.9}$$

şeklinde gösterilir.

2.5.2.4.1.2 Hareketli Ortalama Modelleri (MA)

Bir zaman serisinin herhangi bir dönemdeki gözlem değerinin aynı dönemin hata terimi ve belirli sayıda geçmiş dönemin hata terimlerinin doğrusal bir bileşimi olarak ifade edildiği modeller hareketli ortalama (MA) modelleri olarak adlandırılırlar.

⁵¹ Naylor, T.H., Seaks, T.H. and Wichern, D.W., "Box Jenkins Methods: An Alternative to Econometrics Models", *International Statistical Review*, 1972, 40 /2, 123-137.

MA modelleri içerdikleri geçmiş dönem hata terimi sayısına göre birinci dereceden, ikinci dereceden ve genel olarak q'inci dereceden MA modelleri olarak adlandırılırlar.

Bir zaman serisi gözlem değerleri kümesi x_t verildiğinde ve hata terimleri kümesi a_t 'nin ortalaması sıfır ve varyansı σ_a^2 olan rassal bir değişken olduğu varsayımı altında, bu zaman serisinin herhangi bir t dönemine ait x_t gözlem değeri, t dönemine ilişkin ve q sayıda geçmiş döneme ait hata teriminin doğrusal bir bileşimi olarak ifade ediliyorsa, bu model q'uncu dereceden MA modelidir ve MA(q) simgesiyle gösterilir.⁵²

MA(q) modelinin genel ifadesi şöyledir:

$$x_t = Q_0 a_t - Q_1 a_{t-1} - Q_2 a_{t-2} - \dots - Q_q a_{t-q} \quad \text{Denklem 2.10}$$

2.5.2.4.1.3 Otoregresif Hareketli Ortalama Modeller (ARMA)

Birçok durağan rassal süreç, otoregresif ve hareketli ortalama süreci birlikte gösterebilir. Yani zaman serisi modeli hem AR, hem MA bileşenleri p ve q'uncu dereceden olmak üzere ARMA (p,q) olarak tanımlanabilir. İstatistiksel modelin gösterimi

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t + Q_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + Q_q \varepsilon_{t-q} \quad \text{Denklem 2.11}$$

olarak sunulabilir. Burda δ , Y_t 'nin ortalaması ile ilgili iken hatalar ε_t , $E(\varepsilon_t) = 0$ ve varyans $VAR(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$ ile korelasyonsuz rassal değişkenler olduğu varsayılır. Eğer bu süreç durağan ise tüm dönemler için sabit bir ortalamaya μ sahiptir.

2.5.2.4.2 Homojen Durağan Dışı Süreçler

Gerçek hayatta zaman serilerinin bir çoğu zaman boyunca değişen belirli bir stokastik sürecin özelliklerini taşıdığından durağan dışıdır. Bir çok ekonomik ve finansal seriler rassal yürüyüş süreci özellikleri yansıtırlar. Rassal yürüyüş süreci ise durağan dışı bir süreçtir. Bir çok zaman serisi durağan dışı olsa da zaman serilerini durağanlaştırmak için serinin bir veya daha fazla farkını alarak bir dönüştürme işlemi uygulanabilir. böyle bir zaman serisi entegre süreç olarak adlandırılmaktadır. Entegre

⁵² Özmen A. a.g.e

sürecin derecesini tanımlayan d , zaman serisinin durağanlaştırılması için alınması gereken fark sayısını belirtir. bir Y_t durağan dışı serisinin bir kere farkı alındığında

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = Y'_t \quad \text{Denklem 2.12}$$

olur Burada Y'_t serisi durağan hale gelmiş ise, entegre sürecin derecesi $d=1$ olarak tanımlanır ve Y_t serisi $I(1)$ dereceden entegre olarak gösterilir.⁵³

Durağan olmayan serilerin analiz edilebilmesi için durağan hale dönüştürülmesi gerekmektedir. Durağanlaştırma işlemi, serinin otokorelasyon fonksiyonu (ACF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonunun (PACF) incelenmesi veya uygun dereceden farklarının alınması ile yapılabilmektedir.

Durağan olmayan doğrusal stokastik modeller, belirli sayıda (d sayıda) farkı alınan serilere uygulanan AR ve MA modellerinin bir birleşimidir. Eğer otoregresyon parametresi olan $\phi(B)$ 'nin derecesi p , hareketli ortalama parametresi $Q(B)$ 'nin derecesi de q ise ve d kez fark alma işlemi yapılmışsa, bu modele (p,d,q) dereceden otoregresif integre hareketli ortalama modeli denilir ve $ARIMA(p,d,q)$ şeklinde gösterilir.⁵⁴

ARIMA(p,d,q) modeli;

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} + e_t - Q_1 e_{t-1} - Q_2 e_{t-2} - \dots - Q_q e_{t-q} \quad \text{Denklem 2.13}$$

şeklinde ifade edilir.

Zaman serilerinin belirli zaman aralıklarına ait gözlem değerleri birbirini izleyen aynı dönemlerde maksimuma ve minimuma ulaşma eğilimi gösteriyorsa bu mevsim dalgalanmalarının varlığını gösterir. Sosyal nedenler, ekonomik nedenler ya da kuraklık gibi doğal nedenlerin sonucu ortaya çıkan ve düzenli periyotlarda tekrar eden bu seriler mevsimsel zaman serileridir. Mevsimsel zaman serilerinde durağanlık bozulmaktadır. Bu serilerde durağanlığın sağlanması için serinin mevsim etkisinden arındırılması gerekmektedir. Mevsimsel dalgalanmaların dalga uzunluğu s ile gösterilir. Mevsimsel zaman serilerinin durağanlaştırılması için serideki değerlerin s ' inci dereceden farkı alınması gerekmektedir.

⁵³ Sevüktekin M., Nargeleçekenler M., *a.g.e.*, s. 165-175.

⁵⁴ Box, and Jenkins, *a.g.e.*

2.5.3 Model Belirlemede Kullanılan Araçlar

2.5.3.1 Ortalama

Durağan stokastik bir süreç niteliğindeki Box-Jenkins tahmin modellerinin sabit bir ortalaması vardır. Durağan sürecin ortalaması olan μ incelenen zaman serisine dayanarak tahmin edildiğinde,

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t = \bar{\mu} \quad \text{Denklem 2.14}$$

2.5.3.2 Varyans

Box- Jenkins tahmin modellerinin, birer durağan stokastik süreç olarak varyansı sabittir. Ortalama değerden sapmaların ölçüsü olan varyans

$$\sigma_x^2 = E(x_t - \mu)^2 \text{ olarak gösterilir.} \quad \text{Denklem 2.15}$$

σ_x^2 nin incelenen zaman serisine dayanarak tahmini ise

$$S_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2 = \overline{\sigma_x^2} \quad \text{Denklem 2.16}$$

olarak ifade edilir.⁵⁵

2.5.3.3 Ortalama hata kareleri (mse)

Gerçek değer ve tahmin değerleri arasındaki farkın kareleri toplamının ortalamasıdır. Şu şekilde gösterilir.

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n} = \frac{\sum \text{tahmin hataları}^2}{n} \quad \text{Denklem 2.17}$$

2.5.3.4 Otokovaryans fonksiyonu

Bir zaman serisinde k dönem uzaklıktaki gözlem değerleri arasında var olan ilişkiye “otokovaryans”, bu ilişkinin derecesini ölçen katsayıya “otokovaryans katsayısı” denir. Otokovaryans katsayılarını k gecikmesine bağlayan fonksiyona ise “otokovaryans fonksiyonu” adı verilir.⁵⁶

⁵⁵ Özmen A., *a.g.e.*

⁵⁶ Kutay, F., *a.g.e.*, s. 99.

Aralarında k dönem bulunan Y_t, Y_{t+k} , değerleri için otokovaryans fonksiyonu $\gamma(k)=cov(Y_t, Y_{t+k})=E[(Y_t-E(Y_t))(Y_{t+k}-E(Y_{t+k}))]=E[(Y_t-\mu)(Y_{t+k}-\mu)]$ Denklem 2.18 şeklinde gösterilir.⁵⁷

Yeterli bir otokorelasyonun belirlenebilmesi için, uygulamada gözlem sayısının en az 50 olmasına dikkat edilir. aynı zamanda hesaplanacak $\gamma(k)$ otokovaryans katsayısının da en çok $n/4$ kadar olması, analizin başarılı olması için yeterlidir.⁵⁸

2.5.3.5 Otokorelasyon fonksiyonu (ACF)

Otokorelasyonlar, farklı zamanlardaki gözlemler arasındaki doğrusal ilişkiyi gösterir. Genel kavram olarak iki veri seti arasındaki korelasyonun ölçülmesi işlemi, zaman serisi otokorelasyonunun ölçülmesi için temel oluşturur. Bir seride herhangi bir k gecikme değeri için otokorelasyon değerinin hesaplanması işlemi, orijinal seri ile orijinal seri k zaman değeri kadar taşınarak elde edilen yeni seri arasındaki korelasyon değerinin hesaplanmasıdır.⁵⁹

Otokorelasyon katsayısı, belirli gecikmeler arasındaki doğrusal ilişkinin derecesini ölçer. Çeşitli gecikmeler için, otokorelasyon katsayısını bulan fonksiyona da, otokorelasyon fonksiyonu (ACF) denir. Bir ekseninde gecikme dönemi (k)'nın bir fonksiyonu olan $r(k)$ örneklem otokorelasyonlarının, diğer ekseninde de gecikmelerin bulunduğu grafik gösterim ise, korelogram olarak adlandırılır.

$$ACF(k)=r_k = \frac{Kov(Y_t, Y_{t-k})}{S_{Y_t} S_{Y_{t-k}}} = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t-k} - \bar{Y}_{t-k}) / n}{\sqrt{\frac{\sum (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n} \frac{\sum (Y_{t-k} - \bar{Y}_{t-k})^2}{n}}}$$

Denklem 2.19

$$= \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum (Y_t - \bar{Y})^2}$$

Denklem 2.20

⁵⁷ Işıl Akgül, *Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Modelleri*, 2003 İstanbul, s. 56.

⁵⁸ Farley J., Hinich M. J., *Spectral Analysis, in Handbook of Marketing Research*, U.S.A 1974.

⁵⁹ Akgül, I., a.g.e

2.5.3.6 Kısmi otokorelasyon fonksiyonu (PACF)

Kısmi otokorelasyonlar, otokorelasyonlar gibi zaman serisi değerleri arasındaki ilişkiyi değerlendirmek amacı ile kullanılan bir başka istatistiksel ölçü kümesidir. Kısmi otokorelasyonlar, serinin hareketli ortalama ya da otoregresif süreçten hangisine uyduğunu anlamada otokorelasyonların tamamlayıcısıdır.

Bu fonksiyon da, ACF gibi, Y_t ile $Y_{t-1}, Y_{t-2} \dots$ arasındaki korelasyonu belirtir. Otokorelasyon fonksiyonundan farkı, aradaki Y_t 'lerin etkisinden arındırılmasıdır. Y_t ile Y_{t-2} arasındaki kısmi otokorelasyonu bulmak için Y_{t-1} 'in Y_{t-2} üzerindeki etkisi kaldırılır. PACF, çoklu regresyon analizinde kullanılan, kısmi korelasyon katsayısına benzetilebilir.

Y_t ile Y_{t-k} arasındaki kısmi otokorelasyon katsayısı ϕ_{kk} olarak gösterilir; k'nci dereceden otoregresyondaki kısmi regresyon katsayısıdır.⁶⁰

$$Y_t = \phi_{k1} Y_{t-1} + \phi_{k2} Y_{t-2} + \dots + \phi_{kk} Y_{t-k} + \epsilon_t \quad \text{Denklem 2.21}$$

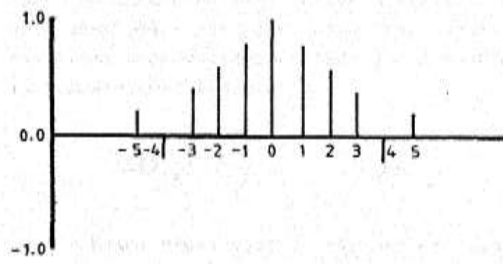
Kısmi otokorelasyon katsayıları AR modellerin derecesinin belirlenmesinde kullanıldığından, AR süreçler için büyük önem taşır. AR modellerin derecesini belirleyebilmek için hesaplanan kısmi otokorelasyon katsayılarının hangi gecikmeden sonra sıfırdan farklı olmayan değerler aldığına karar vermek gerekir. Kısmi otokorelasyon katsayılarının standart hatası verilecek karar için bir ölçüdür. n incelenen serinin terim sayısını gösterdiğinde tahmin edilen AR(p) sürecinin kısmi otokorelasyon katsayısının standart hatası aşağıdaki formülle hesaplanır.

$$S(\phi_{kk}) \approx \frac{1}{\sqrt{n}}, \quad k > p \quad \text{Denklem 2.22}$$

2.5.3.7 Korelogram

Otokorelasyon katsayıları kümesinin analiziyle model belirlemede yardımcı olan korelogram, otokorelasyon katsayıları ile k gecikme değerlerinin (gecikme k, k=0,1,2,...)karşılıklı işaretlenmesiyle elde edilen grafiklerdir.

⁶⁰ Terence C. Mills, *Time Series Techniques for Economists*, London 1990, s.78.



Şekil 6. Otokorelasyon katsayılarının korelogramı

Eğer korelogram örneklem otokorelasyon katsayılarına göre çizilirse bu grafiğe örneklem korelogramı denilir.

Korelogram otokorelasyon katsayıları kümesinin açıklanmasında, sıfırdan anlamlı olarak farklı olup olmadıklarının saptanmasında, zaman serisinin unsurlarının tanımlanmasında analiz edilen zaman serisi için uygun olabilecek modelin belirlenmesinde faydalı bir araçtır.⁶¹

2.5.4 Box Jenkins Model Kurma Süreci

Zaman serisi modeli kurmada Box Jenkins (1976) yaklaşımı gerçekleşen verilere en uygun ARIMA veri üretme süreci bulma yöntemidir. Yaklaşımındaki temel adımlar genel hatlarıyla zaman serisi modelinin belirlenmesi , tahmin, test veya ayırt edici kontrol ile ön raporlama olmak üzere dört aşamada ele alınabilir.

1-Tanımlama

<p>Veri Hazırlama:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Varyansı sabitleştirmek için verilere dönüştürme işlemi uygulanır • Durağan seriyi bulmak için verilerin farkı alınır
<p>Model Seçimi:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Potansiyel modelleri teşhis edebilmek için ACF ve PACF hesaplanır

⁶¹ Özmen A., *a.g.e.*, s. 69.

2-Tahmin ve Test Yapma

Tahmin:

- Potansiyel modellerdeki parametrelerin tahminleri yapılır
- Uygun kriterler kullanılarak en iyi model seçilir

Ayırd Edici Kontrol:

Kalıntıların ACF/PACF' leri kontrol edilir

Kalıntıların Portmanteau veya Q istatistik testleri yapılır

Kalıntılar temiz dizi midir?

Model yeterli midir?

3-Uygulama

Önraporlama:

Önraporlama ve kontrol amacıyla model kullanılır.

2.5.4.1 Model seçimi

Öncelikle örneklem verilerinin zaman serisi grafiği çizilir. Varsa olağan dışı gözlemler belirlenir. Eğer varyansın sabitliği için herhangi bir dönüşüm gerekiyorsa buna karar verilir ve eğer gerekli ise varyansın sabitliği sağlanana kadar dönüştürme işlemine devam edilir.

ACF'ler ve PACF'ler hesaplanır. Eğer otokorelasyonlar hızlı bir biçimde düşmüyorsa veya ortadan kalkmıyorsa seri durağan dışıdır. Bu durumda durağanlık sağlanana kadar bir veya iki kere verilerin farkı alınır. Daha sonra farkı alınan seriler için bir ARMA modeli belirlenir.

Durağanlığa ulaşıldığında belirli bir kalıp görülüyorsa otokorelasyonlar incelenir. Bu durumda;

- Bir MA(q) sürecine ilişkin otokorelasyonlar $k > q$ için $\rho_k = 0$ ' dir veya gecikme q'dan sonra anlamlı otokorelasyonlar yoktur. Kısmi otokorelasyonlar bir süre daha anlamlı olmaya devam ederler. Otokorelasyon fonksiyonunun kesilme noktasını belirlemek için örneklem otokorelasyonları $\pm 2/\sqrt{T}$ ile karşılaştırılır.

- Bir AR(p) sürecine ilişkin kısmi otokorelasyonlar $k > p$ için $\phi_{kk} = 0$ 'dır. Gecikme p 'den sonra anlamlı kısmi otokorelasyonlar yoktur. Otokorelasyonlar bir süre daha anlamlı olmaya devam eder. Kısmi otokorelasyon fonksiyonunun kesilme noktasını belirlemek için $\pm 2/\sqrt{T}$ ile karşılaştırılır.
- Ne otokorelasyonlar ne de kısmi otokorelasyonlar belirli bir noktada kesilmiyorsa bu durumda ARMA modeli uygun olacaktır. AR ve MA bileşenlerinin derecesi otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon kalıplarından çıkarılabilir. Durağan modeller için otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonlarının teorik davranışı aşağıdaki tabloda gösterilmektedir.⁶²

Tablo 3. ACF ve PACF grafiklerinin teorik davranışı

Model	Otokorelasyon Fonksiyonu	Kısmi Otokorelasyon Fonksiyonu
AR(p)	Azalarak kaybolur.	q gecikme sonra kesilir.
MA(q)	P gecikme sonra kesilir.	Azalarak kaybolur.
ARMA(p,q)	Azalarak kaybolur ve p gecikme sonra kesilir.	Azalarak kaybolur ve q gecikme sonra kesilir.

2.5.4.2 Parametre tahmini

Zaman serilerinde modelleme aşamasında modelin tipi (AR, MA, vb.) ve derecesi belirlendikten sonra parametreleri tahmin edilir. Parametre tahmini en küçük kareler veya en yüksek olabilirlik yöntemleriyle yapılmaktadır.⁶³

2.5.4.3 Modelin uygunluk testi

Seçilen modelin uygunluğunu belirlemek için bazı yöntemler uygulanır. Seçilen modelde parametreler girilerek gerçek değerlerle model değerleri arasındaki tahmin hataları bulunur. Daha sonra otokorelasyonları hesaplanır. Bu otokorelasyonlar zaman serisi unsuru içermiyorsa ve katsayılar istatistiki olarak sıfırdan anlamlı ise model uygun olarak kabul edilir. Hata otokorelasyon

⁶² Sevüktekin M., Nargeleçekenler M., *a.g.e.*, s. 178-182.

⁶³ Hoff, J.C., *A Practical Guide to Box-Jenkins Forecasting*, Belmont 1983, s. 316.

katsayılarının her birini ayrı ayrı kendi standart hatalarıyla karşılaştırmak küçük gecikmelerde hesaplanan otokorelasyonların sıfırdan farklılığının önemini açıkça ortaya koyamaz. Bu nedenle belirli sayıda otokorelasyon katsayılarını bir arada incelemek modelin uygunluğunu açık olarak gösterir. Bu amaçla Box- Pierce tarafından geliştirilmiş olan Q istatistiği kullanılır. Bu eşitlik aşağıdaki formülle hesaplanır;⁶⁴

$$Q = n \sum_{k=1}^K r_k^2(a) \quad k=1,2,3\dots k$$

Burada;

$n=N-d$

N: örnek hacmi

d: fark alma derecesi

K: Hesaplanan otokorelasyon katsayılarının sayısı

$r_k(a)$: Çeşitli gecikmeler için hesaplanan tahmin hatalarının otokorelasyon katsayılarıdır.

Q istatistiği yaklaşık olarak χ^2 dağılımı gösterir serbestlik derecesi mevsimlik olmayan modellerde $k-p-q$ dir. Eğer hesaplanan Q istatistiğinin değeri χ^2 kritik değerinden büyükse yani $Q > \chi_{\alpha}^2;_{K-p-q}$ oluyorsa, hatalar serisinin tesadüfi dağılmadığı, yani hatalar serisinin otokorelasyon katsayılarının $\pm Zc / \sqrt{n}$ limitleri arasında kalmadığı ve uygulanan modelin uygun olmadığı anlaşılır. Bu durumda tekrar geçici uygun model belirleme aşamasına dönülür. Eğer $Q < \chi_{\alpha}^2;_{K-p-q}$ ise hatalar serisi tesadüfi dağılmıştır ve katsayılar $\pm Zc / \sqrt{n}$ limitleri arasındadır, denilir. Bu durumda seçilen modelin uygun model olduğuna karar verilir. Dolayısıyla bu model tahmin amacıyla kullanılabilir.⁶⁵

⁶⁴ Aziz Kutlar, *Ekonometrik Zaman Serileri*, Ankara 2000, s. 20.

⁶⁵ Hüdaverdi Bircan, Karagöz Y., "Box-Jenkins Modelleri ile Aylık Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama". *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2, Kocaeli 2003, s. 49.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

BAZI TEMEL GIDA FİYATLARI İÇİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİNİN UYGULANMASI

3.1 Gıda Fiyatları ve Gıda Krizi

Mevsim değişiklikleriyle birlikte tarım ürünleri üreten ülkelerde yaşanan kuraklık, dünyadaki ekonomik olaylardan etkilenerek fiyatı artan petrol, gıda stoklarının azalmasıyla 2007/2008 yıllarında dünya gıda krizinin oluşmasına neden olmuştur. O dönemde gıda kriziyle birlikte birçok ülkede huzursuzluklar çıkmış, açlık sınırındaki insan sayısı artış göstermişti.

Gıda tüketimi ve dolayısıyla harcamalar özellikle gelişmekte olan ülkelerde gün geçtikçe artmaktadır. Gıda tüketimindeki artışlar talebin artmasına, talebi karşılayabilmek içinse üretimin artmasına ihtiyaç vardır. 2050 yılına kadar dünyadaki nüfusun 9 milyara ulaşacağı ve bu nüfusun gıda ihtiyaçlarının giderilmesi için üretimin yaklaşık %70 arttırılması gerektiği tahmin edilmektedir. ⁶⁶

Ülkemizde gıda fiyatları ile ilgili çok az çalışma vardır. Özellikle istatistiksel analizler yapılırken genellikle finansal yatırım araçları üzerinde çok çalışma yapılmış olup gıda fiyatlarındaki değişimleri inceleyen çalışmaya çok az rastlanılmıştır. Buğday çoğu ürünün hammaddesi olarak düşünülerek fiyat incelemesi düşünülmüş, arpa hayvan yemi olarak daha çok kullanıldığı için et ve süt fiyatlarını etkileyeceği düşünülerek uygulama yapılacak veriler olarak seçilmiştir. Çeltik ise 2008 dünya gıda krizinden oldukça etkilenen gıdalar arasındadır.

3.2 Veri Analizi

Bu çalışmada temel gıdalar olarak buğday arpa ve çeltik fiyatları ele alınmış ve 2000 2014 yılları arasında aylık fiyatlar Türkiye İstatistik Kurumu verilerinden derlenmiştir. Toplamda her ürün için 180 veri bulunup, analiz için yeterli veri bulunmaktadır. Veriler analiz edilirken, Matlab Neural Network toolbox ve Minitab programlarından yararlanılmıştır.

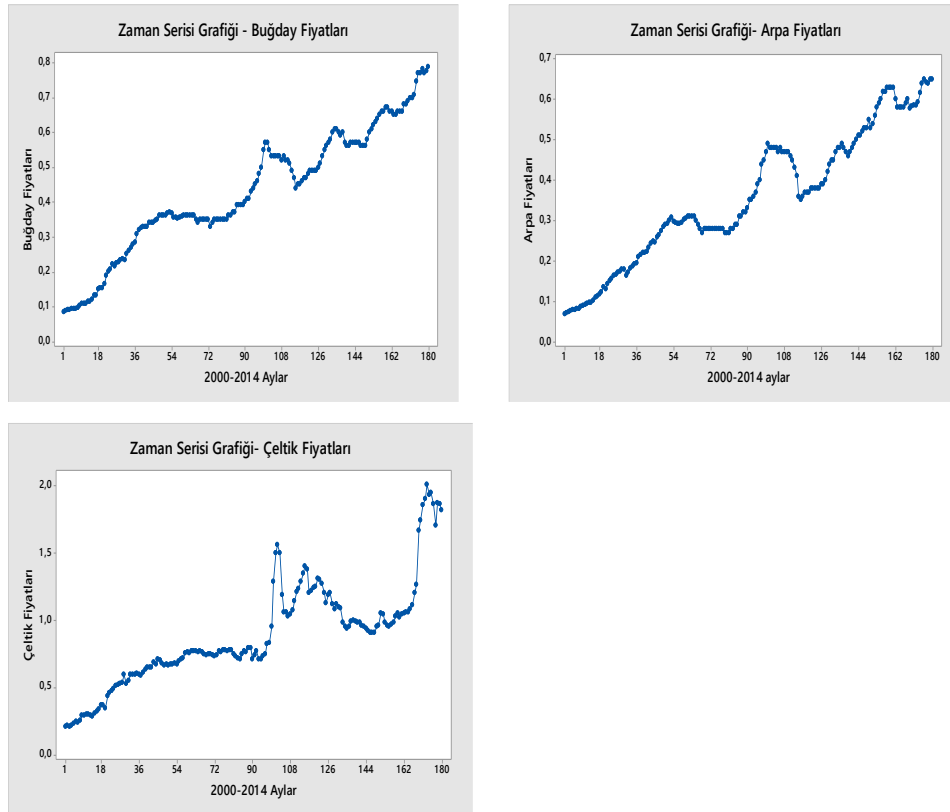
Matlab Neural Network Toolbox™ yapay sinir ağlarında zorlu modellerin uygulanmasında kullanımı kolay ve hızlı bir programdır. Birçok kullanıcı bu

⁶⁶ Şebnem Boran, Gözde Sevilmiş, “Küresel Gıda Krizi Korkutuyor”, *İzmir Ticaret Odası AR&GE Bülten*, İzmir 2012, s. 27-31.

programını kullanarak başarılı çalışmalar yapmışlardır. Minitab ise istatistiksel bir paket program olarak bir çok çalışmada başarılı ve hızlı sonuçlar elde etmesiyle yaygın olarak kullanılmaktadır.

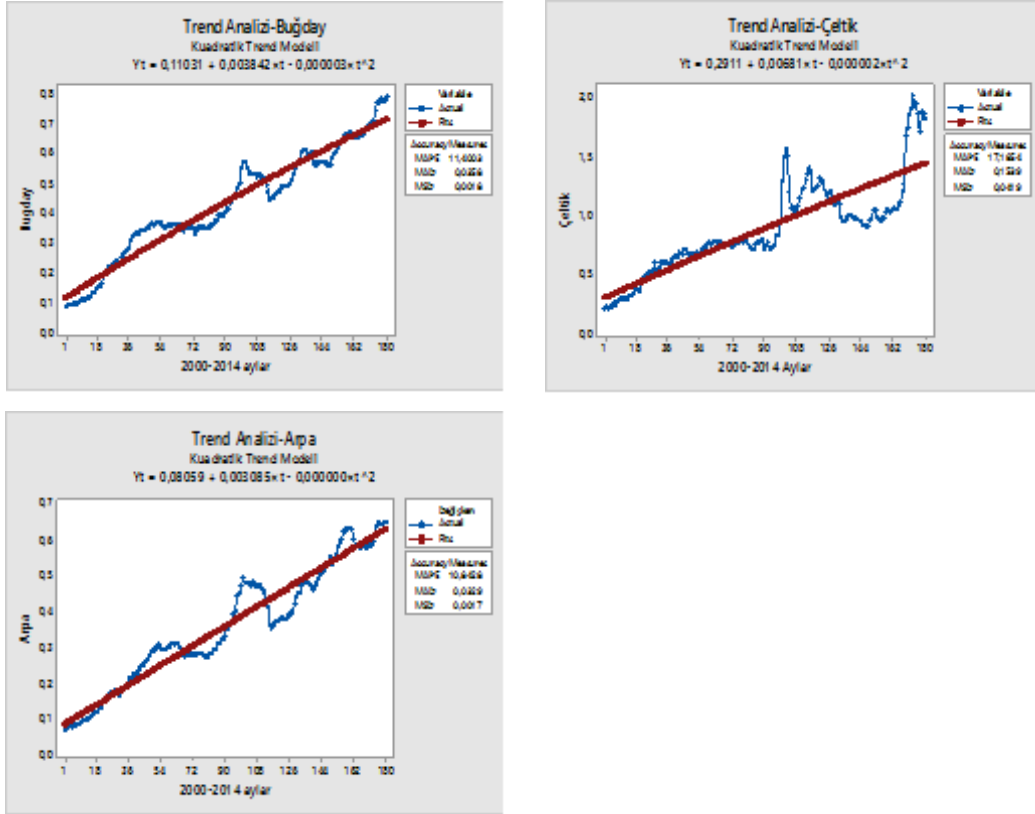
3.3 Geleneksel Zaman Serisi Yöntemleri

Çalışmada öncelikle 2000 yılı ocak ayından 2014 yılı aralık ayına kadar buğday arpa ve çeltik fiyatlarının zaman serisi grafikleri çizilerek verilerin herhangi bir mevsimsellik yada trend içerip içermediği incelenmiştir.



Şekil 7 Verilerin zaman serisi grafikleri

Grafiklerde düzenli bir mevsimsellik gözlenmemekle birlikte trendin olduğu görülmektedir. Trend analizi yapılarak trendin varlığı doğrulanmıştır. Veriler trendli bir yapıya sahip olduğu için zaman serisi analiz yöntemlerinden trend analizi yöntemiyle, holt üstel düzeltirme yöntemiyle ve Box-jenkins yöntemleriyle tahminleme ve analiz yapılması uygundur.

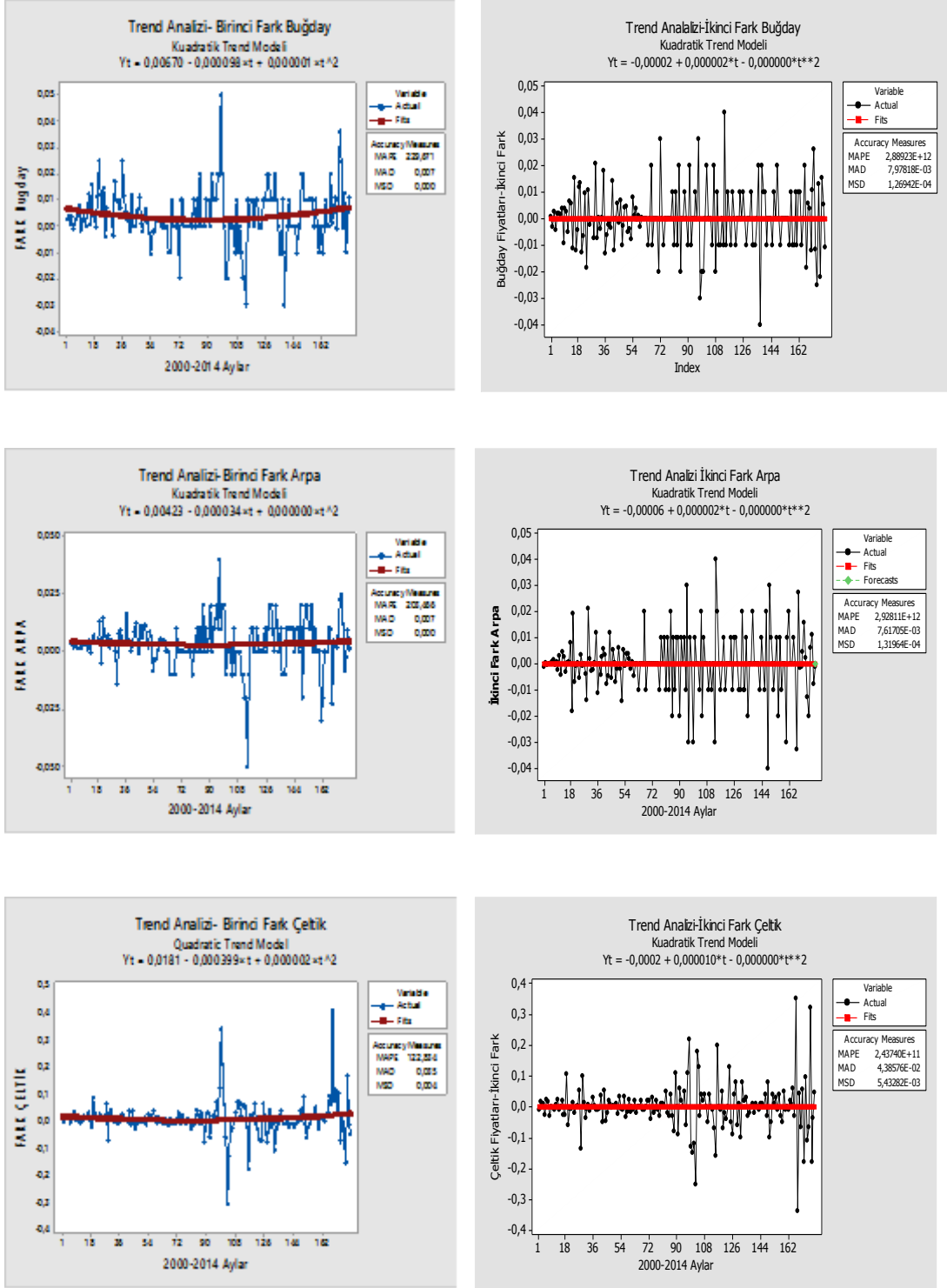


Şekil 8 Verilerin trend analiz grafikleri

Trend analizlerinden de görüldüğü gibi buğday, arpa ve çeltik serilerinde trend mevcuttur. Bu durumda serilerin durağan olmadığı söylenir. Serilerdeki trendi ortadan kaldırmak için serilerin öncelikle birinci farkları alınarak trend analizi yapılmıştır.

Buğday fiyatları serisinin birinci farkları alınarak yapılan trend analizinde trendin hala var olduğu gözlenmiş bu yüzden ikinci farkları alınarak tekrar trend analizi yapılmıştır. Buğday fiyatlarının ikinci farkı alındığında trend kaybolmuş hata düzeyi düşmüştür.

Arpa ve çeltik fiyat serilerinin birinci farkları alınarak yapılan trend analizinde ise trendin kaybolduğu söylenebilir. Ancak hata değerleri çok yüksek görünmektedir. Arpa ve çeltik fiyatları için ikinci fark alınarak tekrar trend analizi yapılmıştır. Burada trendin kaybolduğu ve hata değerinin düştüğü görülmüştür.



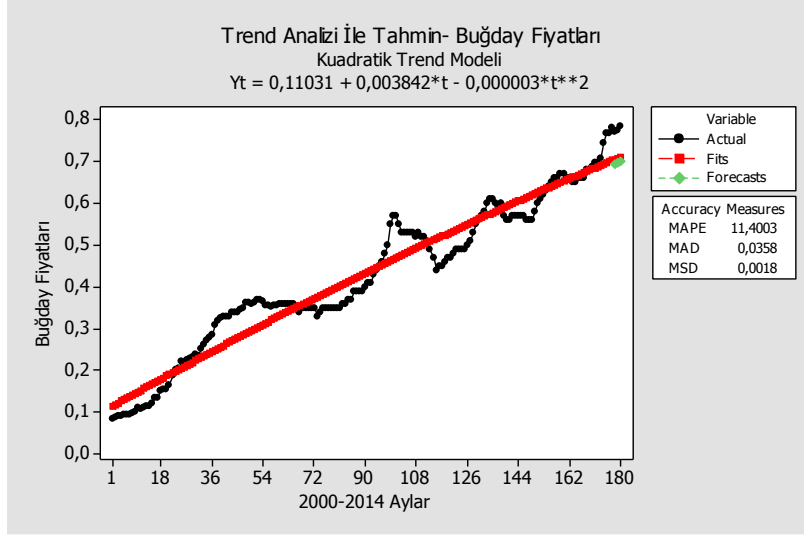
Şekil 9 Trend analizi serilerin birinci ve ikinci farkları değerlendirmeleri grafikleri

3.3.1 Trend Analizi Uygulaması

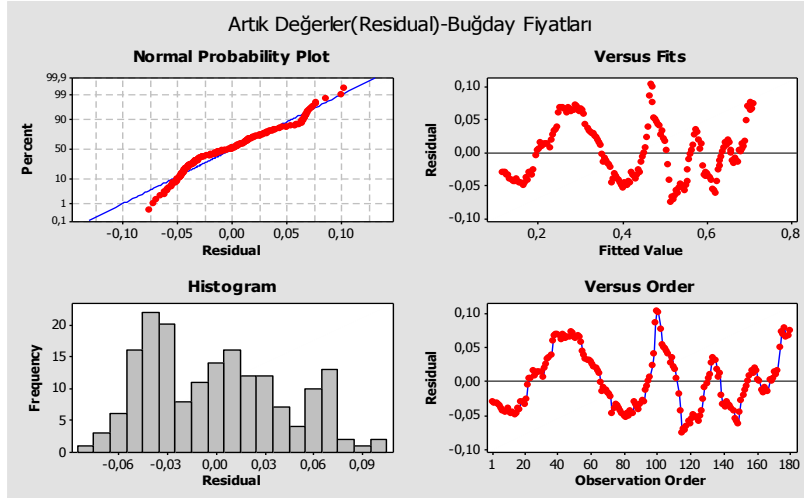
Trend analizi en eski zaman serisi analizi yöntemidir. Veri setlerimiz trend içerdiği için öncelikle bu yöntemle tahminleme yapılmıştır. Hata değerleri daha

küçük olduğu için kuadratik (karesel) trend modeli seçilmiştir. Ve sonraki üç dönemin tahminlenmesi istenmiştir.

Buğday fiyatları için trend analizi ve artık değer grafikleri aşağıdaki gibidir.



Şekil 10 Trend analizi ile tahmin- buğday fiyatları grafiği



Şekil 11 Artık değer grafikleri- trend analizi buğday fiyatları grafiği

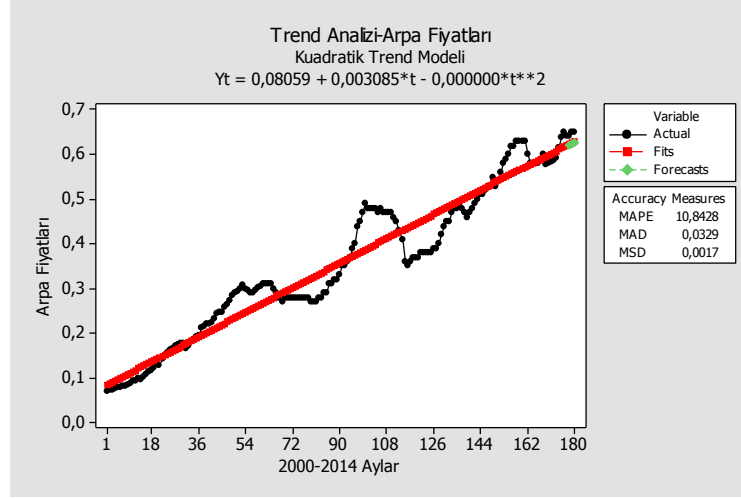
Buğday fiyatları için trend denklemi $Y_t = 0,11031 + 0,003842*t - 0,000003*t^{**2}$ şeklinde bulunmuştur.

Hata ölçütleri ve sonraki üç dönem tahmini de aşağıdaki gibidir.

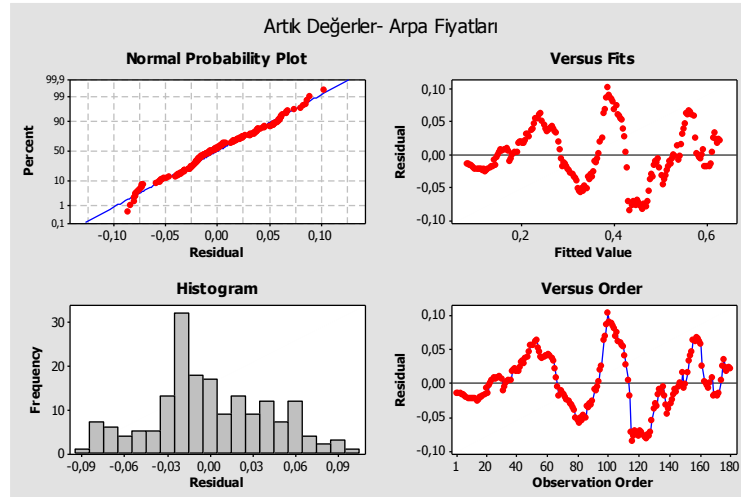
Tablo 4 Trend analizi hata ölçütleri-buğday

Hata Ölçütleri	Tahminler
MAPE 11,4003	181. Dönem 0,715156
MAD 0,0358	182. Dönem 0,717995
MSD 0,0018	183. Dönem 0,720829

Arpa fiyatları için trend analizi ve artık değer grafikleri aşağıdaki gibidir.



Şekil 12 Trend analizi ile tahmin-arpa fiyatları grafiği



Şekil 13 Artık değer grafikleri-trend analizi arpa fiyatları grafiği

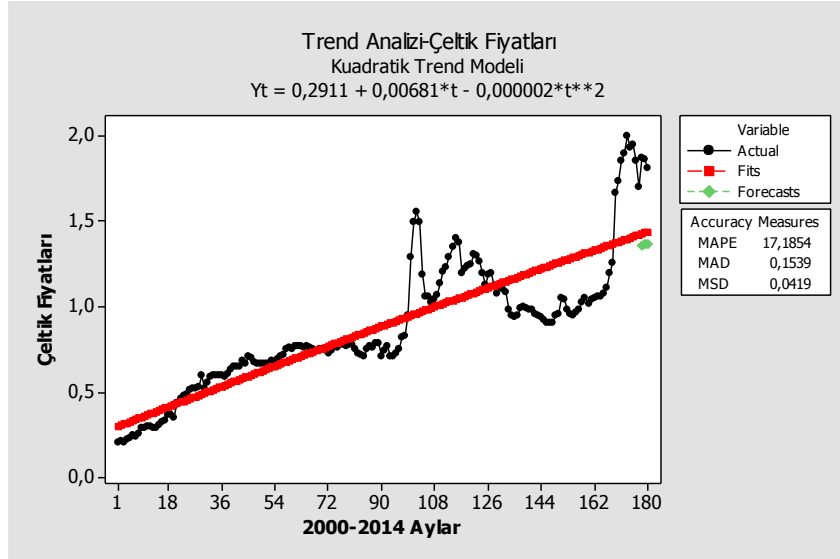
Arpa fiyatları için trend denklemi $Y_t = 0,08059 + 0,003085*t - 0,000000*t^{**2}$ şeklinde bulunmuştur.

Hata ölçütleri ve sonraki üç dönem tahmini de aşağıdaki gibidir

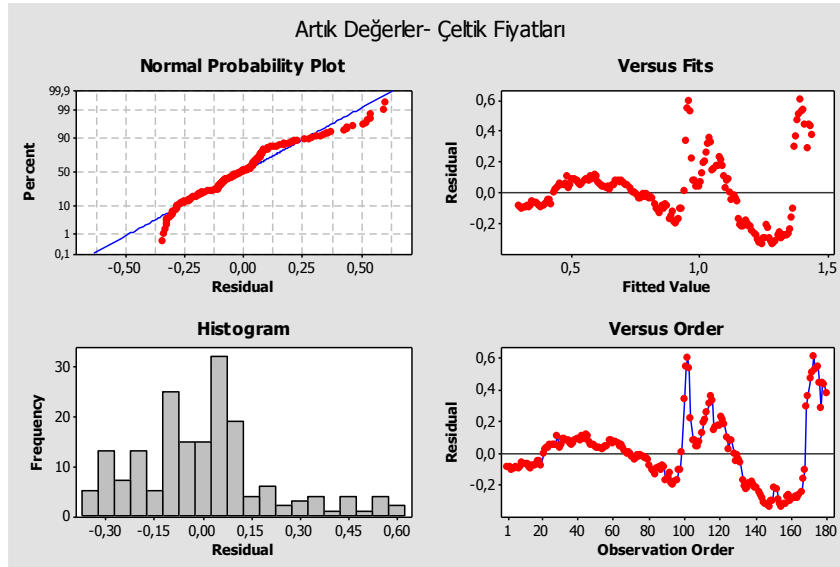
Tablo 5 Trend analizi hata ölçütleri-arpa

Hata Ölçütleri	Tahminler
MAPE 10,8428	181. Dönem 0,632653
MAD 0,0329	182. Dönem 0,635668
MSD 0,0017	183. Dönem 0,638683

Çeltik fiyatları için trend analizi ve artık değer grafikleri aşağıdaki gibidir.



Şekil 14 Trend analizi ile tahmin-çeltik fiyatları grafiği



Şekil 15Artık değer grafikleri-trend analizi çeltik fiyatları grafiği

Çeltik fiyatları için trend denklemi $Y_t = 0,2911 + 0,00681*t - 0,000002*t**2$ şeklindedir.

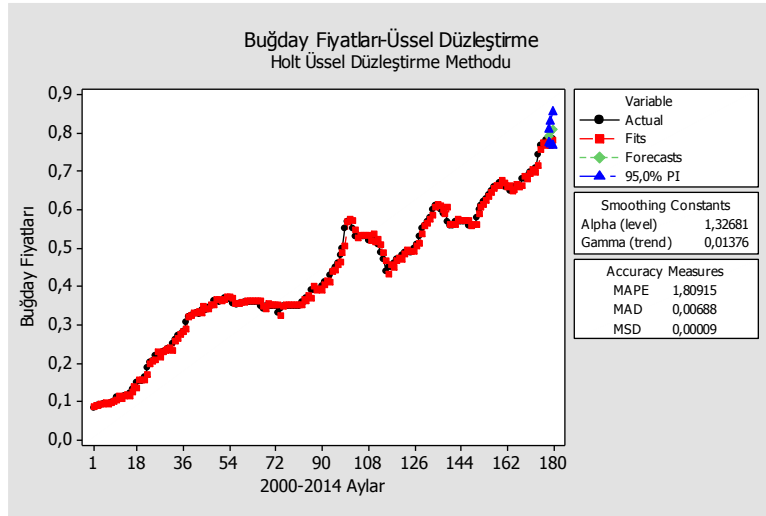
Hata ölçütleri ve gelecek üç dönem tahmini ise aşağıdaki gibidir.

Tablo 6 Trend Analizi Hata Ölçütleri-Çeltik

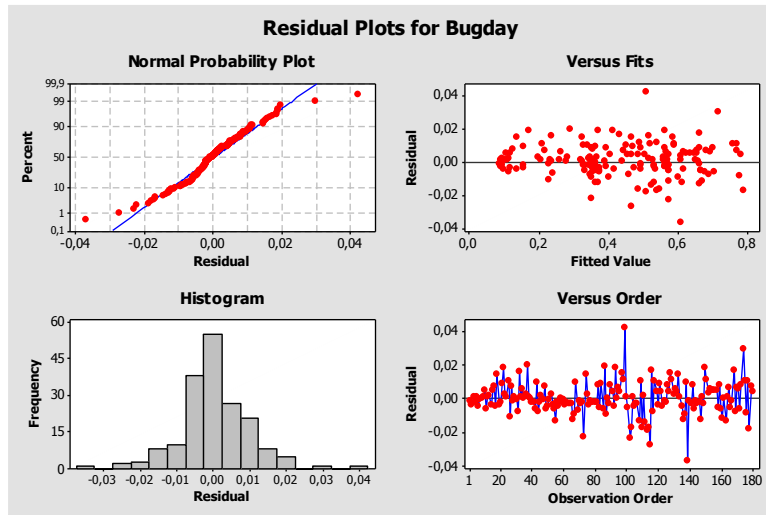
Hata Ölçütleri	Tahminler
MAPE 17,1854	181. Dönem 1,44665
MAD 0,1539	182. Dönem 1,45260
MSD 0,0419	183. Dönem 1,45855

3.3.2 Holt Üstel Düzleştirme (Double Exp. Smoothig) Yöntemi Uygulaması

Veri setlerimiz trendli bir yapıya sahip olduğu için zaman serileri yöntemlerinden Holt üstel düzleştirme yöntemi yine minitab programı yardımıyla analiz edilmiş aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir. Bu yöntemde ikinci düzleştirme formülü kullanılmamakta, bunun yerine trend değerleri direkt olarak düzleştirilmektedir. Bu büyük bir esneklik getirmekte ve gözlem değerlerine uygulanan parametreden farklı bir parametreyle trend değerleri düzleştirilmektedir.⁶⁷



Şekil 16 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin-buğday fiyatları grafiği



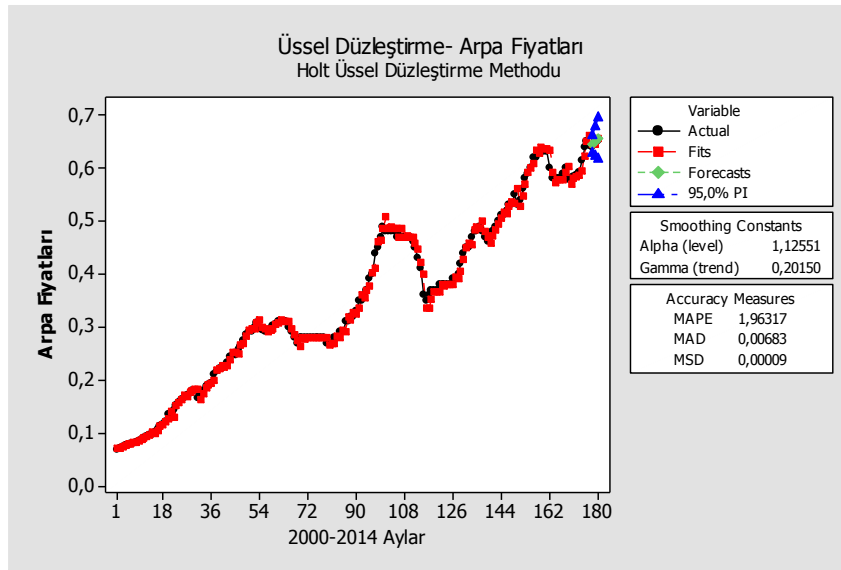
Şekil 17 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi-buğday fiyatları

⁶⁷ Murat Çuhadar, *Turizm Sektöründe Talep Tahmini için Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmalı Analizi*, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Fakültesi (Basılmamış Doktora Tezi), Isparta 2006, sf 80,81

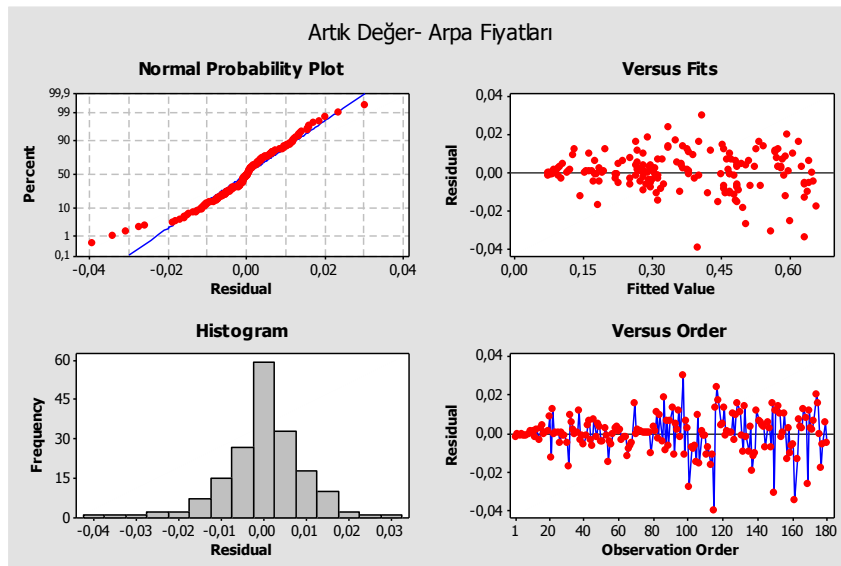
Minitab programında buğday fiyatları için analiz yapıldığında şu sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 7 Üstel düzleştirme sonuçlar-buğday

Düzeltilme Sabitleri	Doğruluk Ölçütleri	Dönem Tahmin	Alt	Üst
Alpha (level) 1,32681	MAPE 1,80915	181	0,792	0,776
Gamma (trend) 0,01376	MAD 0,00688	182	0,797	0,764
	MSD 0,00009	183	0,801	0,753



Şekil 18 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin-arpa fiyatları

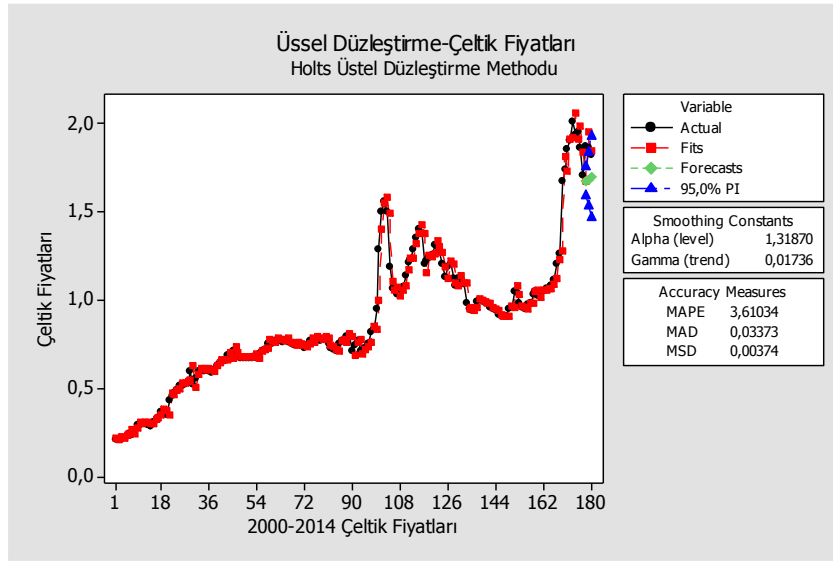


Şekil 19 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi-arpa fiyatları

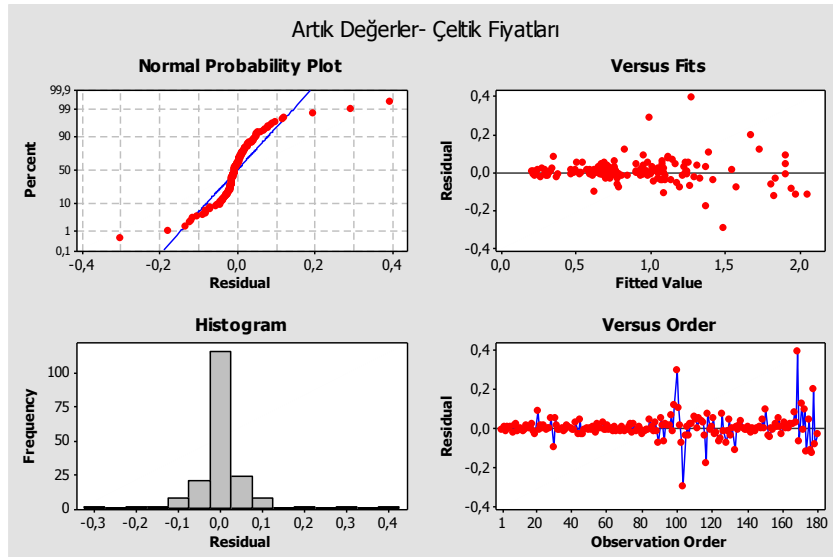
Minitab programında arpa fiyatları için analiz yapıldığında şu sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 8 Üstel düzleştirme sonuçlar-arpa

Düzeltilme Sabitleri	Doğruluk Ölçütleri	Dönem Tahmin	Alt	Üst
Alpha (level) 1,12551	MAPE 1,96317	181	0,655	0,638 0,671
Gamma (trend) 0,20150	MAD 0,00683	182	0,659	0,631 0,687
	MSD 0,00009	183	0,663	0,624 0,703



Şekil 20 Holt üstel düzleştirme yöntemi ile tahmin-çeltik fiyatları



Şekil 21 Artık değer grafikleri holt üstel düzleştirme yöntemi-çeltik fiyatları

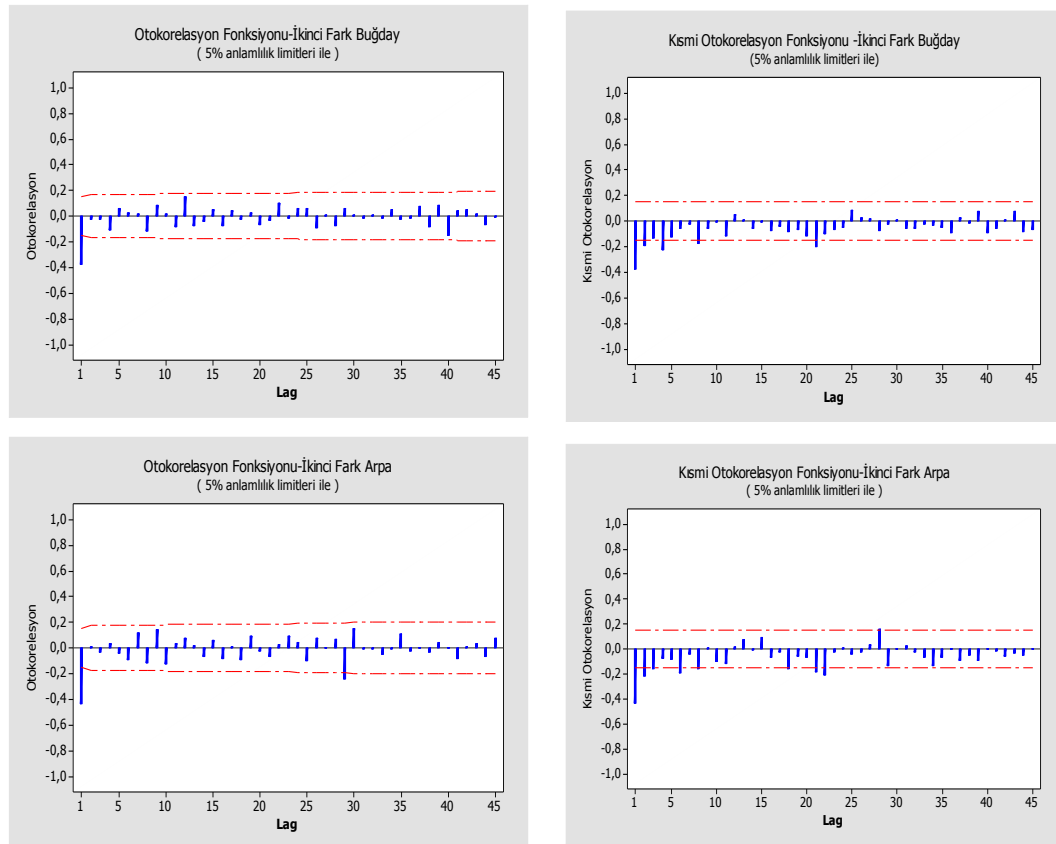
Minitab programında çeltik fiyatları için analiz yapıldığında şu sonuçlar elde edilmiştir.

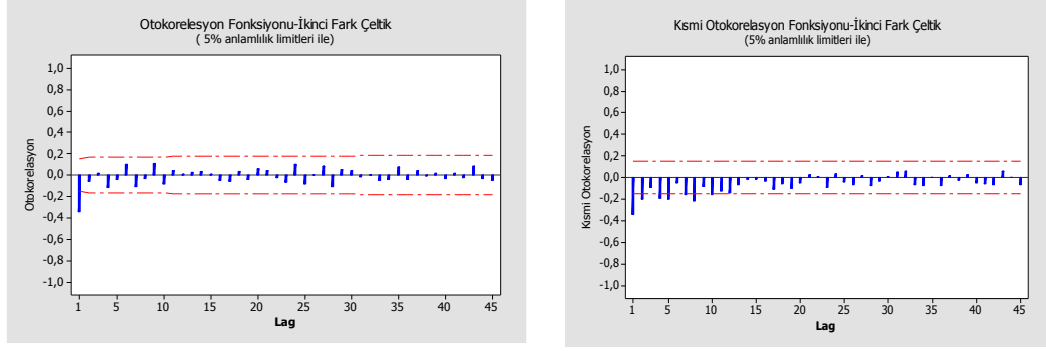
Tablo 9 Üstel düzeltirme sonuçlar-çeltik

Düzeltilme Sabitleri	Doğruluk Ölçütleri	Dönem Tahmin	Alt	Üst
Alpha (level) 1,31870	MAPE 3,61034	181	1,819	1,736
Gamma (trend) 0,01736	MAD 0,03373	182	1,832	1,675
	MSD 0,00374	183	1,845	1,613

3.3.3 Box-jenkins (ARIMA) Modelleri Uygulaması

Box -jenkins modelleri için zaman serilerinin durağan olması gerekmektedir. yukarıda trend analizleri yapılırken veri serilerinin durağan olmadığı ancak ikinci farkları alındıktan sonra durağanlaştığı görülmüştü. Burada ARIMA(p,d,q) modelinde fark(d) değerinin 2 olduğu belirlenmişti. İkinci aşama olarak ikinci farkı alınmış buğday, arpa, ve çeltik fiyatlarının ACF ve PACF grafikleri incelenmiştir. ACF grafiğinde güven aralığını aşan değerler buğday ve çeltikte görülmemiştir, arpa da ise bir tane aşan değer görülmüş o da çok önemli görülmemiştir.





Şekil 22 İkinci farkı alınmış veri setlerinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonu grafikleri

İkinci farkı alınmış buğday fiyatları serisinin ACF grafiğine bakıldığında ilk gecikme sonrası azaldığı görülmüş ve bu AR'ın derecesinin (p) 1 olduğunu düşündürmüştür. Kısmi otokorelasyon fonksiyonuna bakıldığında gecikme sayısına tam karar verilememiş deneme yoluyla en küçük MSE değerini veren (q) 1 olarak seçilmiştir. Yine de farklı ARIMA(p,2,q) modelleri program yardımıyla denenmiş ARIMA(1,2,1) modeli seçilmiştir. Programın elde ettiği sonuçlar aşağıdaki gibidir.

Tablo 10 ARIMA(1,2,1)-sonuçlar-buğday

Tip	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0,4006	0,0707	5,66	0,000
MA 1	1,0011	0,0006	1713,47	0,000
Sabit	-0,00001	0,000009	-1,24	0,218

Coef: Modeldeki parametrelerin tahmin edilen değerleri

SE Coef :Tahmin kesinliğini ölçen istatistik. Ne kadar küçükse tahmin o kadar kesindir.

T: Modeldeki parametrelerin 0 olup olmadığını belirleyen istatistik

P: Olasılık $P < 0,05$ küçükse model anlamlıdır.

Fark alma: 2 düzenli fark

Gözlem Sayısı: Orjinal seri 180, fark alma işleminden sonra 178

Artık değerler: $SS = 0,0158969$

$MS = 0,0000908$ $DF = 175$

MS: Ortalama hataların karesi (=MSE;MSD)

SS: Hata kare toplamı

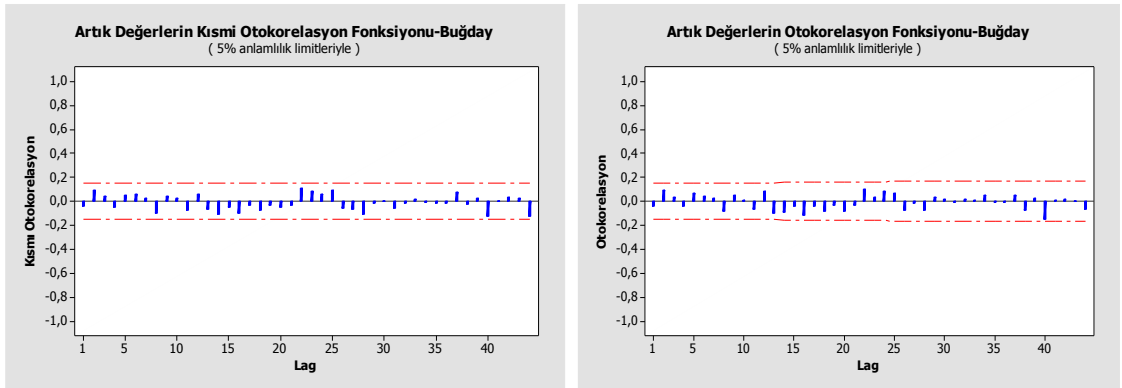
Tablo 11 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square istatistiği
ARIMA(1,2,1)-Buğday

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7,9	21,8	25,9	38,0
DF	9	21	33	45
p-Value	0,541	0,412	0,806	0,762

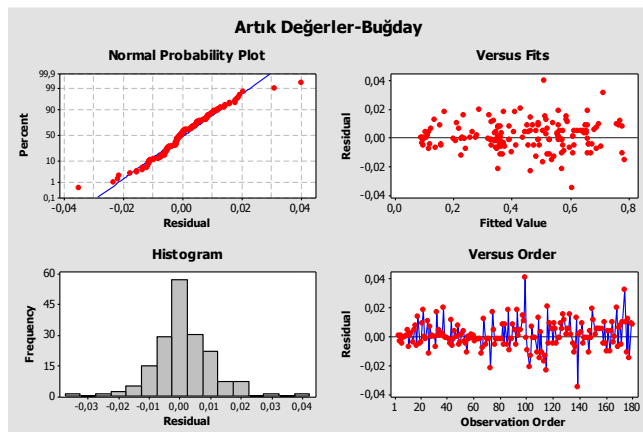
Lag: Veriyi periyodlara ayıran zamandır. 240'dan az veride $n/4$, 240 dan çok veride $\sqrt{n+45}$ olarak alınır.

Chi-Square: Artıkların ilişkili olup olmadığını gösteren istatistik

DF :Ljung-Box chi-square istatistiğinde p değerlerini belirlemek için kullanılan istatistik
p-Value Sonuçların anlamlı olup olmadığını belirlemek için hipotez testlerinde kullanılır.
0,05 den büyükse model yeterlidir sonucuna ulaşılır.



Şekil 23 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri-
buğday ARIMA (1,2,1)



Şekil 24 Artık değer grafikleri- ARIMA (1,2,1) buğday

Bu sonuçlar değerlendirildiğinde öncelikle buğday fiyatları için artıkların otokorelasyon ve kısmi otokorelasyonlarına bakıldığında güven aralığını geçen durumların olmadığı görülmüştür. Bu modelimizin uygun olduğunu göstermektedir. P değerlerine (p-value) bakıldığında p değerleri 0,05 den büyüktür. MSE = 0,0000908 değeri oldukça düşüktür. Buğday fiyatları için ARIMA(1,2,1) modeli anlamlı ve yeterli olduğunu söyleyebiliriz.

Artık değerleri (residual) yorumlayacak olursak burada modele ait artık değerlerin normal dağılım göstermesi, gözlemde (observation order) birbirini sırayla takip eden değerlerin olmaması, uyumlu değerlerin (fitted value) dağınık olması beklenmektedir. Tüm bunlar sağlanmıştır.

Arpa Fiyatları

Aynı işlemler arpa fiyatları için gerçekleştirilerek uygun ARIMA modeli belirlenmeye çalışılmıştır.

İkinci farkı alınmış arpa fiyatları serisinin yine ACF grafiğine bakıldığında ilk gecikme sonrası azaldığı görülmüş ve bu arpa fiyatları için de AR'ın derecesinin (p) 1 olduğunu düşündürmüştür. Kısmi otokorelasyon fonksiyonuna bakıldığında gecikme sayısının bir ya da iki olabileceği düşünülmüştür. Farklı ARIMA(p,2,q) modelleri program yardımıyla denenmiş p, p-value, MSE değerleri, Otolorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon grafikleri değerlendirilerek en küçük MSE'yi veren ARIMA(3,2,2) modeli seçilmiştir. Programın elde ettiği sonuçlar aşağıdaki gibidir.

Tablo 12 Sonuçlar ARIMA (3,2,2)-Arpa

Tip	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0,6274	0,1109	-5,66	0,000
AR 2	0,4366	0,0983	4,44	0,000
AR 3	0,1925	0,0792	2,43	0,016
MA 1	0,0542	0,0893	0,61	0,545
MA 2	0,9207	0,0822	11,21	0,000
Sabit	0,00000003	0,00004848	0,00	1,000

Fark alma: 2 düzenli fark

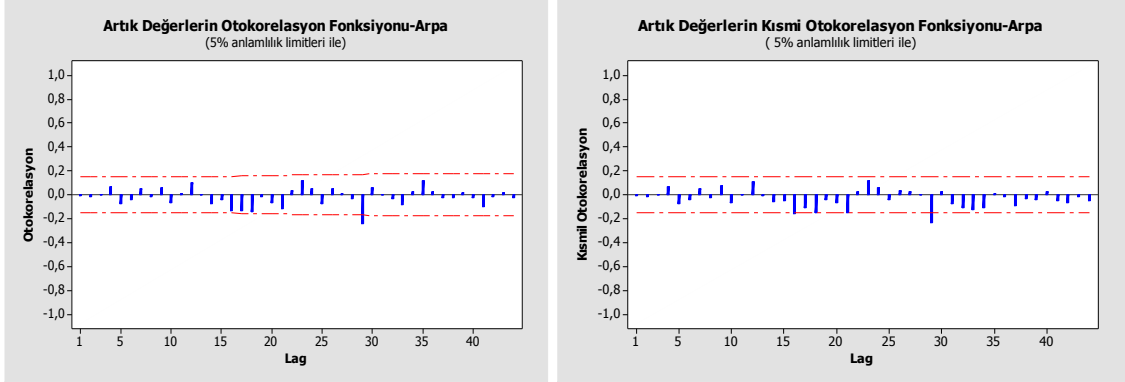
Gözlem Sayısı: Orjinal seri 180, fark alma işleminden sonra 178

Artık Değerler: SS = 0,0156477

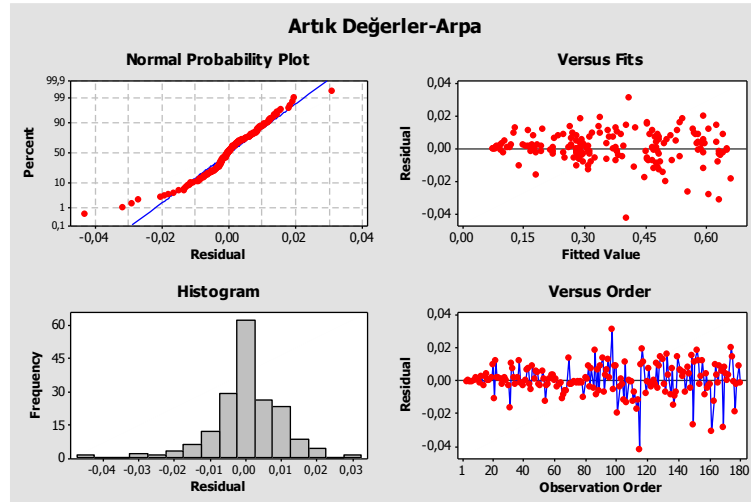
MS = 0,0000910 DF = 172

Tablo 13 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square İstatistiği
ARIMA(3,2,2)-Arpa

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	6,0	25,4	45,4	59,2
DF	6	18	30	42
P-Value	0,428	0,114	0,035	0,041



Şekil 25 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri-
Arpa ARIMA (3,2,2)



Şekil 26 Artık değer grafikleri- ARIMA (3,2,2) arpa

Bu sonuçlar değerlendirildiğinde öncelikle model için artıkların otokorelasyon ve kısmi otokorelasyonlarına bakıldığında güven aralığını geçen durumların birer tane olduğu görülmüştür. Arpa için ikinci farkların otokorelasyon grafiğinde de bir değer güven aralığını geçtiği görülmüştü. Burada var olan bir aykırı değer nedeniyle bu şekilde bir sonucun ortaya çıktığı düşünülerek bu durum

göz ardı edilmiştir. ARIMA(3,2,2) modelimiz uygundur diyebiliriz. P değerlerine (p-value) bakıldığında p değerleri 0,05 den büyüktür. MSE = 0,0000908 değeri oldukça düşüktür. Buğday fiyatları için ARIMA(3,2,2) modeli anlamlı ve yeterli olduğunu söyleyebiliriz.

Artık değerleri yorumlayacak olursak burada modele ait artık değerlerin normal dağılım göstermesi, gözlemde (observation order) birbirini sırayla takip eden değerlerin olmaması, uyumlu değer (fitted value) dağınık olması beklenmektedir. Tüm bunlar sağlanmıştır.

Çeltik Fiyatları

İkinci farkı alınmış çeltik fiyatları serisinin ACF grafiğine bakıldığında ilk gecikme sonrası azaldığı görülmüş ve bu AR'ın derecesinin (p) 1 olduğunu düşündürmüştür. Kısmi otokorelasyon fonksiyonuna bakıldığında gecikme sayısının bir ya da iki olabileceği düşünülmüş deneme yoluyla en küçük MSE değerini veren (q) 1 olarak seçilmiştir. Yine de farklı ARIMA(p,2,q) modelleri program yardımıyla denenmiş, çeltik fiyatları serisi için de ARIMA(1,2,1) modeli seçilmiştir. Programın elde ettiği sonuçlar aşağıdaki gibidir.

Tablo 14 Sonuçlar ARIMA (1,2,1)-Çeltik

Tip	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0,3324	0,0719	4,62	0,000
MA 1	0,9998	0,0002	5263,67	0,000
Sabit	0,00000713	0,00006558	0,11	0,914

Fark alma: 2 düzenli fark

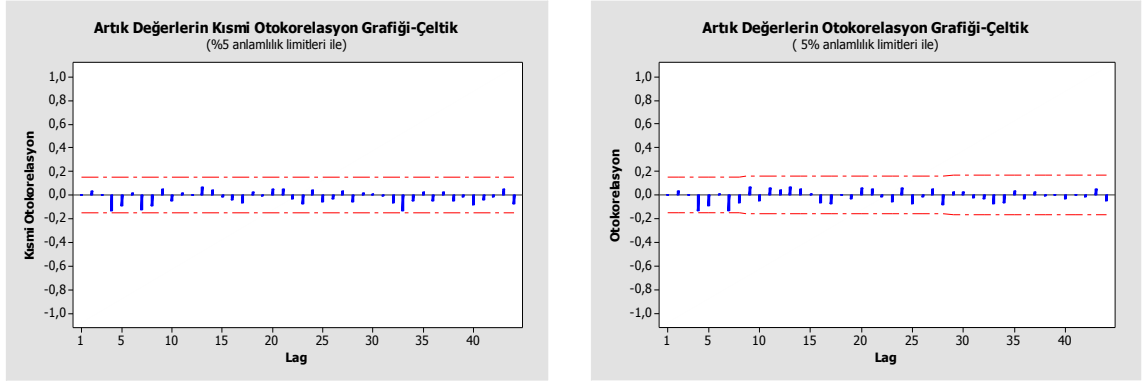
Gözlem Sayısı: Orjinal seri 180, fark alma işleminden sonra 178

Artıklar : SS = 0,652063

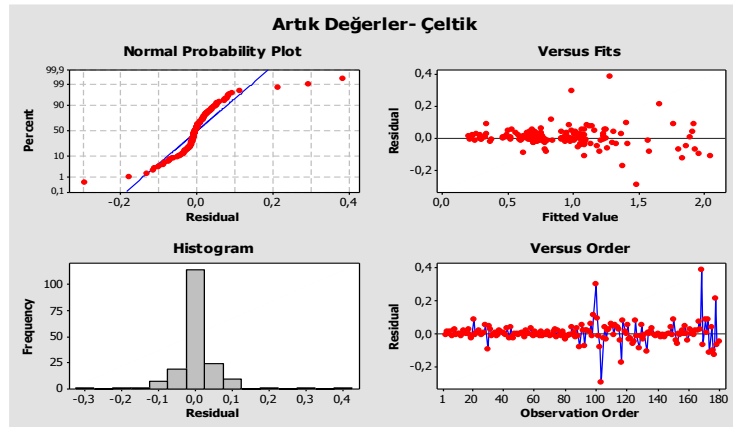
MS = 0,003726 DF = 175

Tablo 15 Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square istatistiği ARIMA(1,2,1)-Çeltik

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11,7	17,7	24,5	29,1
DF	9	21	33	45
P-Value	0,234	0,667	0,857	0,968



Şekil 27 Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri-çeltik ARIMA (1,2,1)



Şekil 28 Artık değer grafikleri- ARIMA (1,2,1) Çeltik

Bu sonuçlar değerlendirildiğinde öncelikle çeltik fiyatları için artıkların otokorelasyon ve kısmi otokorelasyonlarına bakıldığında güven aralığını geçen durumların olmadığı görülmüştür. Bu modelimizin uygun olduğunu göstermektedir. P değerlerine (p-value) bakıldığında p değerleri 0,05 den büyüktür. MSE =0,003726 değeri oldukça düşüktür. Çeltik fiyatları için ARIMA(1,2,1) modelinin anlamlı ve yeterli olduğunu söyleyebiliriz.

Artık değerleri yorumlayacak olursak burada modele ait artık değerlerin normal dağılım göstermesi, gözlemlerde (observation order) birbirini sırayla takip eden değerlerin olmaması, uyumlu değer (fitted value) dağınık olması beklenmektedir. Tüm bunlar sağlanmıştır.

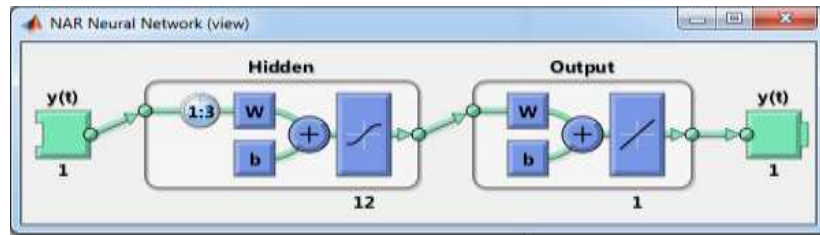
3.4 Yapay Sinir Ağları Uygulaması

Verilerin yapay sinir ağları ile modellenmesinde, buğday arpa ve çeltik fiyatları veri setleri kullanılarak oluşturulan yapay sinir ağı mimarilerinin tahmin performansları değerlendirilmiştir. Veriler Matlab Neural Network Toolbox time series modülünde ileri beslemeli ağ kullanılarak incelenmiştir. Ağın çıkış katmanında nöron sayısı tek çıkışımız olduğu için 1'dir. Gizli katmanda transfer fonksiyonu olarak sigmoid transfer fonksiyonu, çıktı katmanında ise doğrusal transfer fonksiyonu kullanılmaktadır. Öğrenme algoritması olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Literatürde tahminlemede çoğunlukla geri yayılım algoritmaları kullanılmaktadır. Orta ölçekli ağlar için oldukça iyi olan Levenberg- Marquardt algoritması programda hazır olarak seçilebilmektedir. Bu algoritmanın seçilme nedenlerinden biride çok hızlı ve kolay olmasıdır.

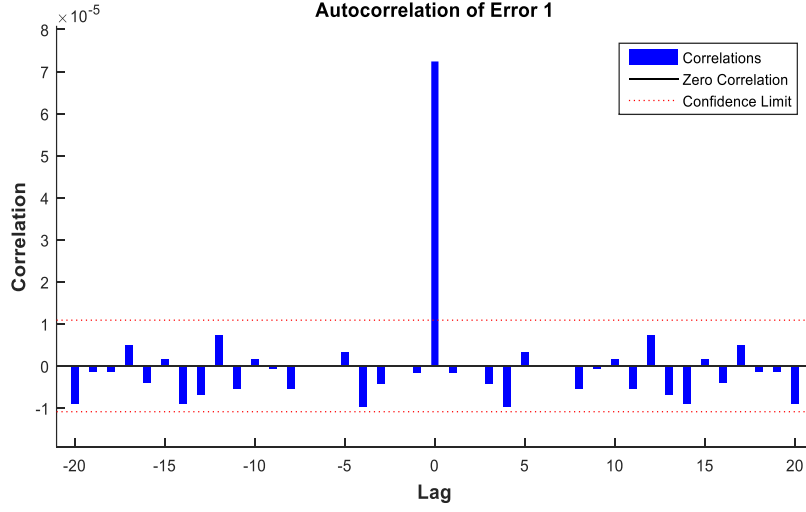
Yapay sinir ağları çalışılırken verilerin [0,1] arasında normalleşmesi gerekmektedir. Buğday ve arpa fiyatları zaten [0,1] aralığında olduğu için verilerde herhangi bir normalleştirme yapılmamıştır. Çeltik fiyatları ise serinin en yüksek fiyatına bölünerek normalleştirme işlemi yapılmıştır.

Çalışmada kullanılan 180 verinin %80'i eğitim %10'u onaylama ve %10'u test amacıyla kullanılmıştır. Buna göre ilk 144 veri eğitim, sonraki 18 veri onaylama ve son 18 veri ise test kümesi için kullanılmıştır. Gizli nöron sayısı ve gecikme sayıları deneme yanılma yoluyla incelenmiş buğday ve arpa için gizli nöron sayısı 12 ve gecikme sayısı 3 olan mimari yapı çeşitli iterasyonlarda test onaylama ve eğitim için MSE si, en düşük yapı olarak görülmüştür. Çeltik fiyatları için ise gizli nöron sayısı 12 gecikme sayısı 4 olan mimari yapı uygun görülmüştür.

Buğday Fiyatlarının YSA Modellemesi aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

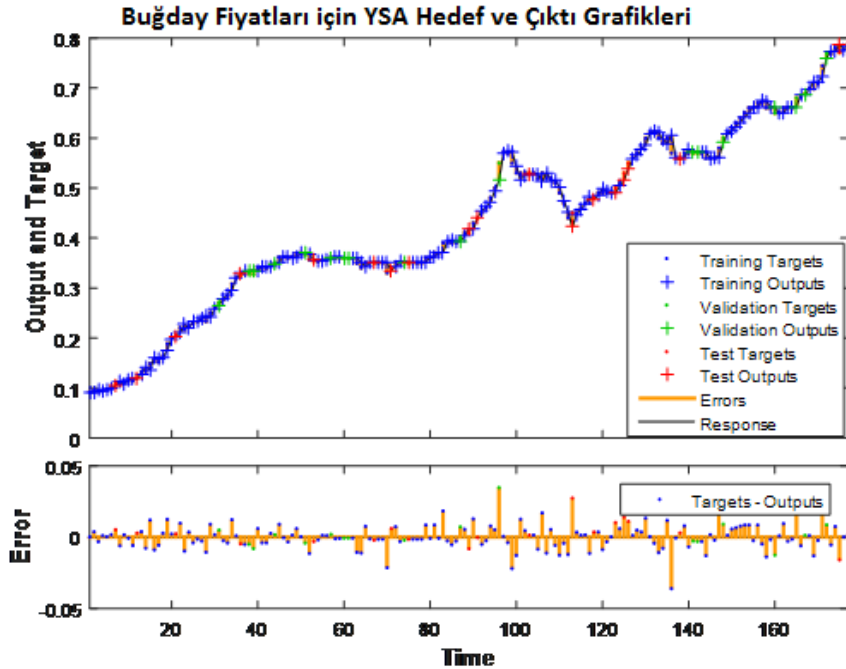


Şekil 29 Buğday fiyatları için kullanılan YSA modeli



Şekil 30 Buğday fiyatları otokorelesyon grafiği

Yukarıda Buğday fiyatları için otokorelasyon fonksiyon grafiği incelendiğinde 0'da bir tane güven aralığını geçen değer vardır. Bu tahmin hatalarının birbiriyle korelasyonsuz olduğunu (white noise) olduğunu gösterir. Modelin uygun olduğu otokorelasyon grafiğinden bu şekilde anlaşılmaktadır.



Şekil 31 Buğday fiyatları için ysa hedef ve çıktı grafikleri

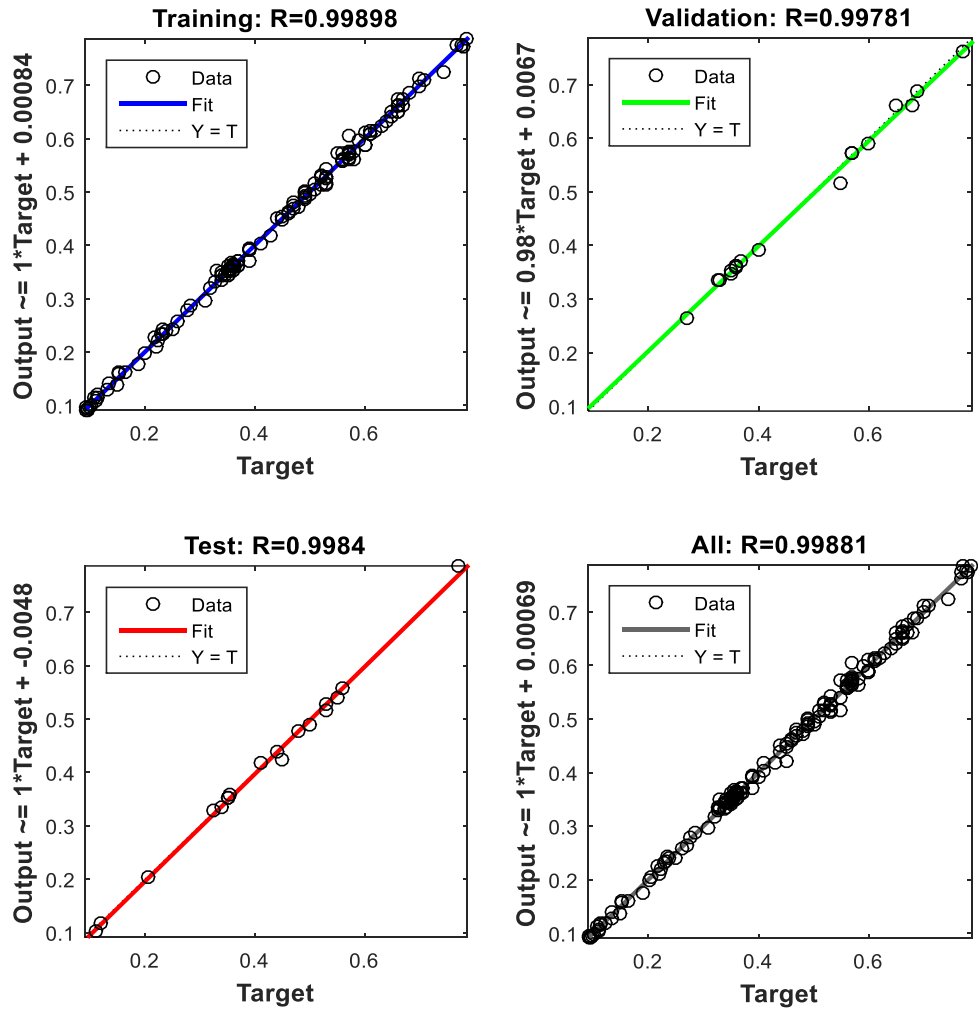
Buğday fiyatları için YSA modeliyle belirlenen test eğitim ve değerlendirme verilerinin uygunluğu yukarıda YSA hedef ve çıktı grafiklerinde görülmektedir.

Sonuç olarak

Aşağıdaki tabloda karşılaştırma yapabileceğimiz hata ölçütleri verilmiştir.

Tablo 16. Buğday fiyatları için hata ölçütleri

Buğday	MSE	R
Eğitim	0,000065	0,99898
Değerleme	0,000114	0,99781
Test	0,000091	0,9984

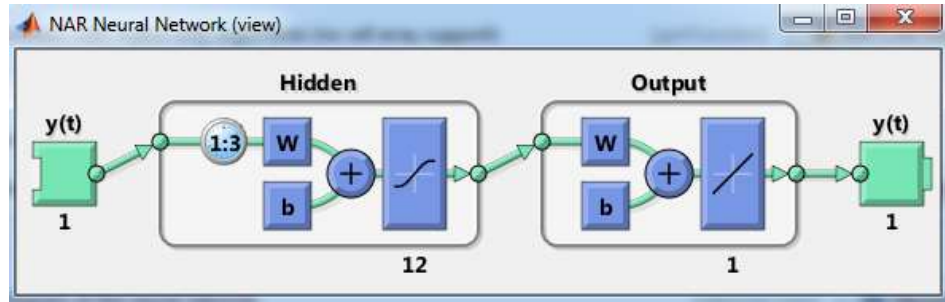


Şekil 32 Buğday verileri ysa model sonuçlarına göre regresyon grafikleri

Çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R değerleri grafiği yukarıda verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler modelin uygunluğunu göstermektedir.

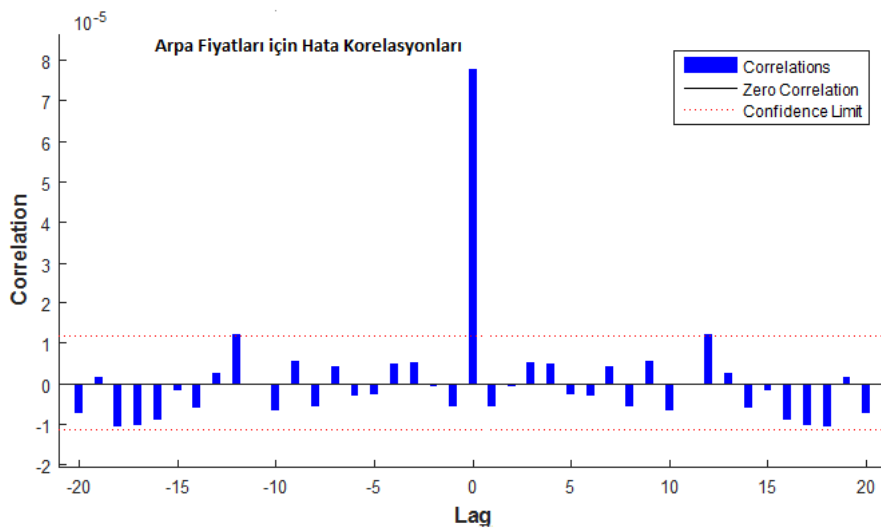
Arpa fiyatları modellemesinde kullanılan 180 verinin yine %80'i eğitim %10'u onaylama ve %10'u test amacıyla kullanılmıştır. Buna göre ilk 144 veri eğitim, sonraki 18 veri onaylama ve son 18 veri ise test kümesi için kullanılmıştır. Gizli nöron sayısı ve gecikme sayıları deneme yanılma yoluyla incelenmiş arpa için gizli nöron sayısı buğday verilerindeki gibi 12, ve gecikme sayısı 3 olan mimari yapı seçilmiştir. Çeşitli iterasyonlar denenmiş sonuç olarak MSE değerleri yakın da olsa en küçük MSE değerlerini veren model seçilmiştir.

Arpa fiyatlarının YSA modellemesi aşağıdaki gibidir. Gecikme sayısı üç ve gizli nöron sayısı 12 olarak program çıktısı aşağıdaki gibi gösterilmiştir.



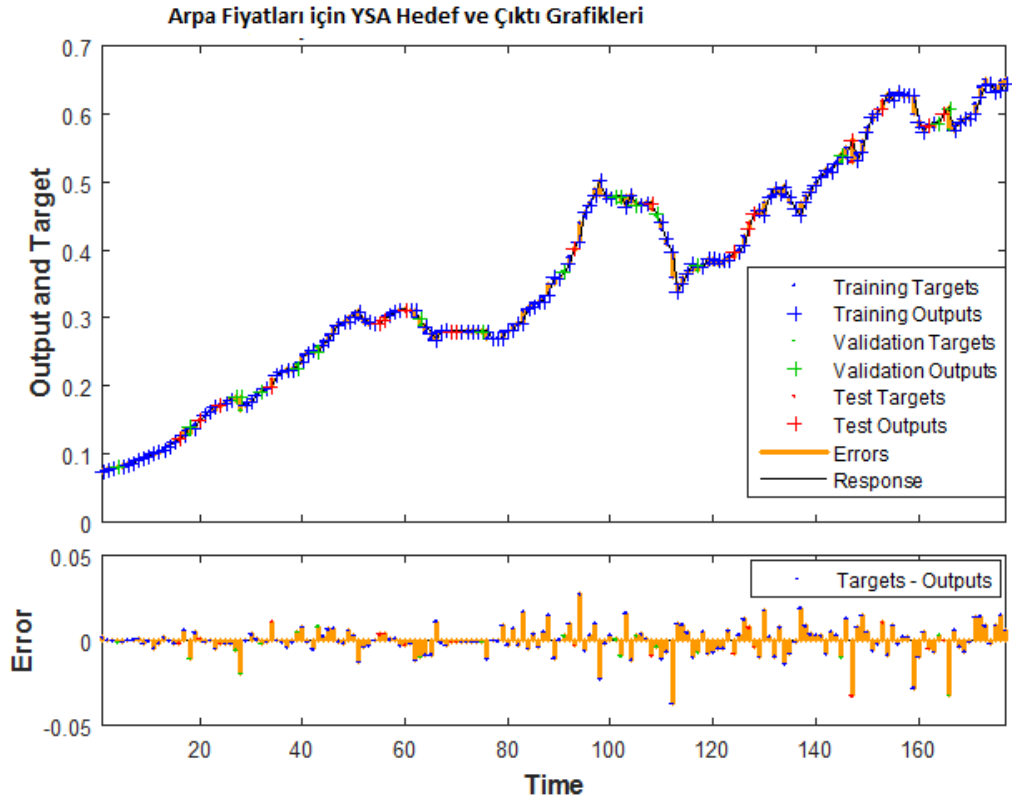
Şekil 33 Arpa fiyatları için kullanılan YSA modeli

Arpa fiyatları için otokorelasyon fonksiyon grafiği incelendiğinde yine 0'da bir tane güven aralığını geçen değer vardır. Bu tahmin hatalarının birbirleriyle korelasyonsuz olduğunu (white noise) olduğunu gösterir. Otokorelasyon grafiğine göre model uygundur.



Şekil 34 Arpa fiyatları otokorelasyon grafiği

Arpa fiyatları için YSA modeliyle belirlenen test eğitim ve değerlendirme verilerinin uygunluğu aşağıda YSA hedef ve çıktı grafiklerinde görülmektedir.



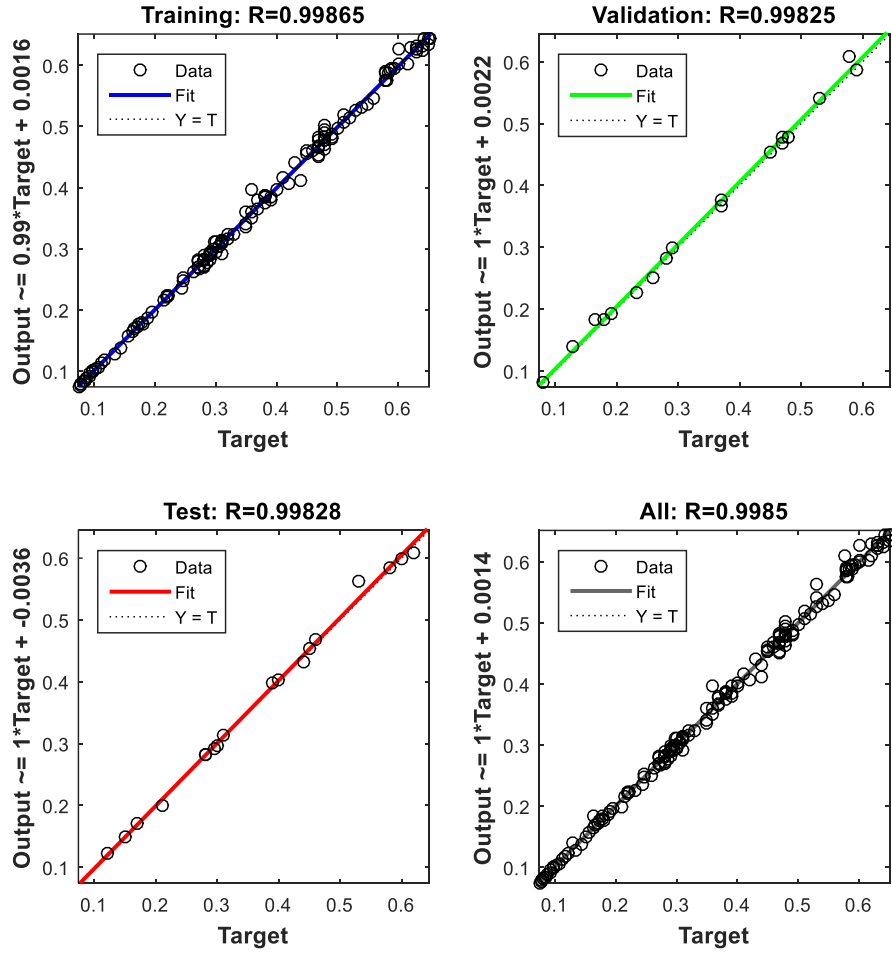
Şekil 35 Arpa fiyatları için ysa hedef ve çıktı grafikleri

Karşılaştırma yapabileceğimiz hata ölçütleri aşağıdaki tablodaki gibidir.

Tablo 17 Arpa Fiyatları İçin Hata Ölçütleri

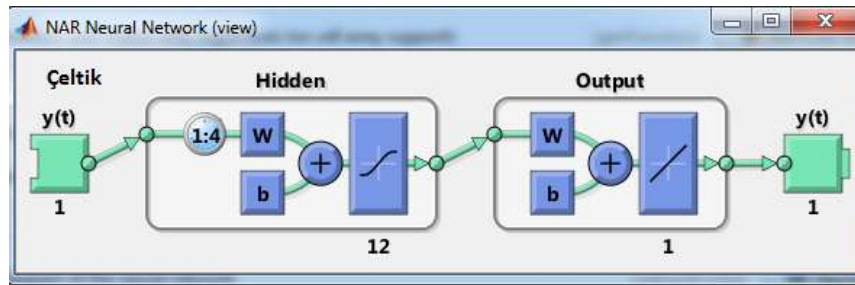
Arpa	MSE	R
Eğitim	0,000072	0,999
Değerleme	0,000113	0,998
Test	0,000089	0,998

Çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R değerleri grafikleri aşağıda verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler modelin uygunluğunu göstermektedir.

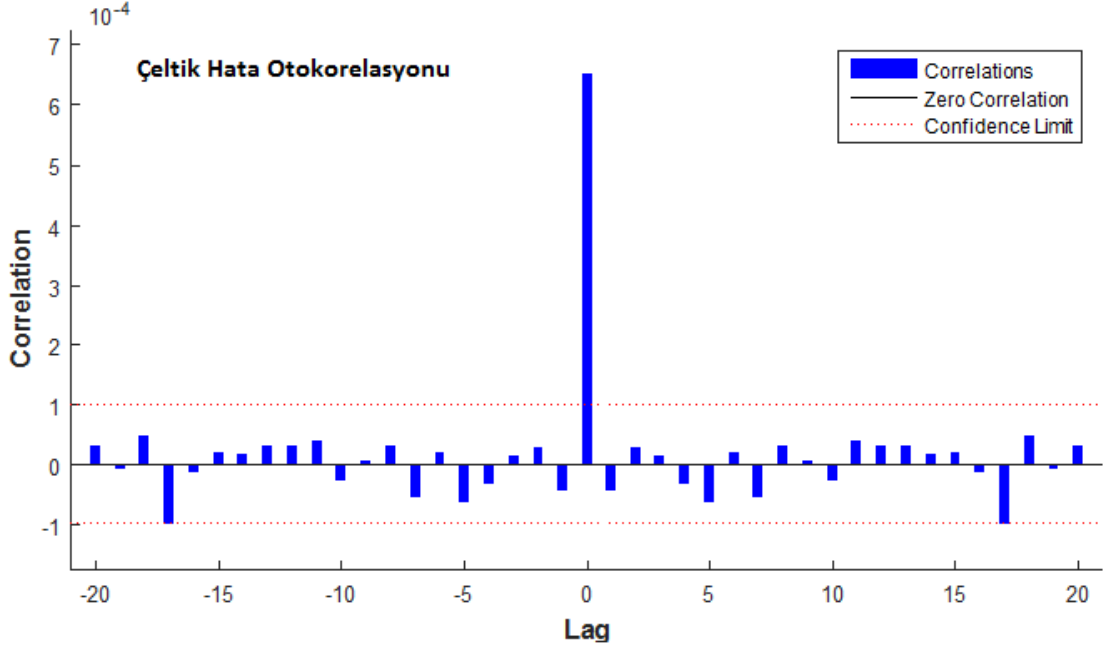


Şekil 36 Arpa verileri YSA model sonuçlarına göre regresyon grafikleri

Çeltik fiyatları için model seçimi gerçekleştirilmesi için veriler [0,1] arasında normalleştirilerek değerlendirme yapılmıştır. Deneme yanılma yöntemiyle gecikme sayısı ve gizli nöron sayısı 4 ve 12 olarak belirlenmiştir. Belirleme yapılırken otokorelasyon fonksiyon grafikleri de incelenmiş güven aralığını geçen değerin bir tane ve 0'da olmasına dikkat edilmiştir. Buna göre program modeli ve otokorelasyon grafiği aşağıda gösterilmiştir.

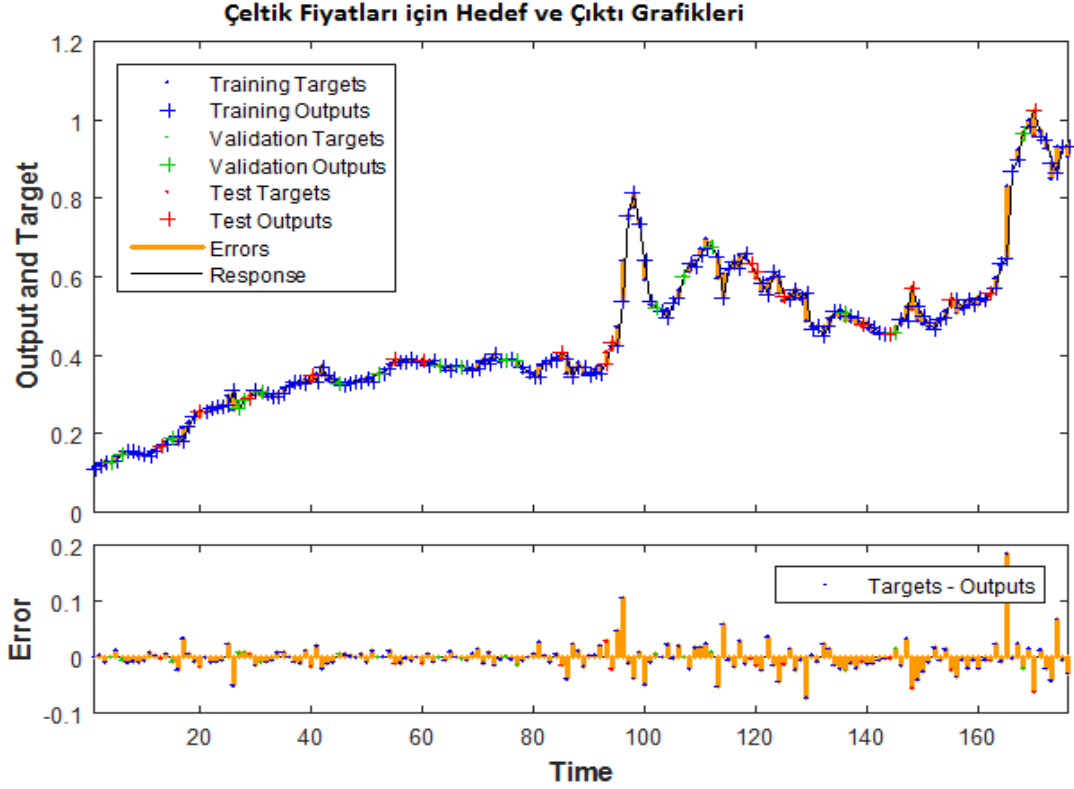


Şekil 37 Çeltik fiyatları için kullanılan YSA modeli



Şekil 38 Çeltik fiyatları otokorelasyon grafiği

Çeltik fiyatları için YSA modeliyle belirlenen test eğitim ve değerlendirme verilerinin uygunluğu aşağıda YSA hedef ve çıktı grafiklerinde görülmektedir.



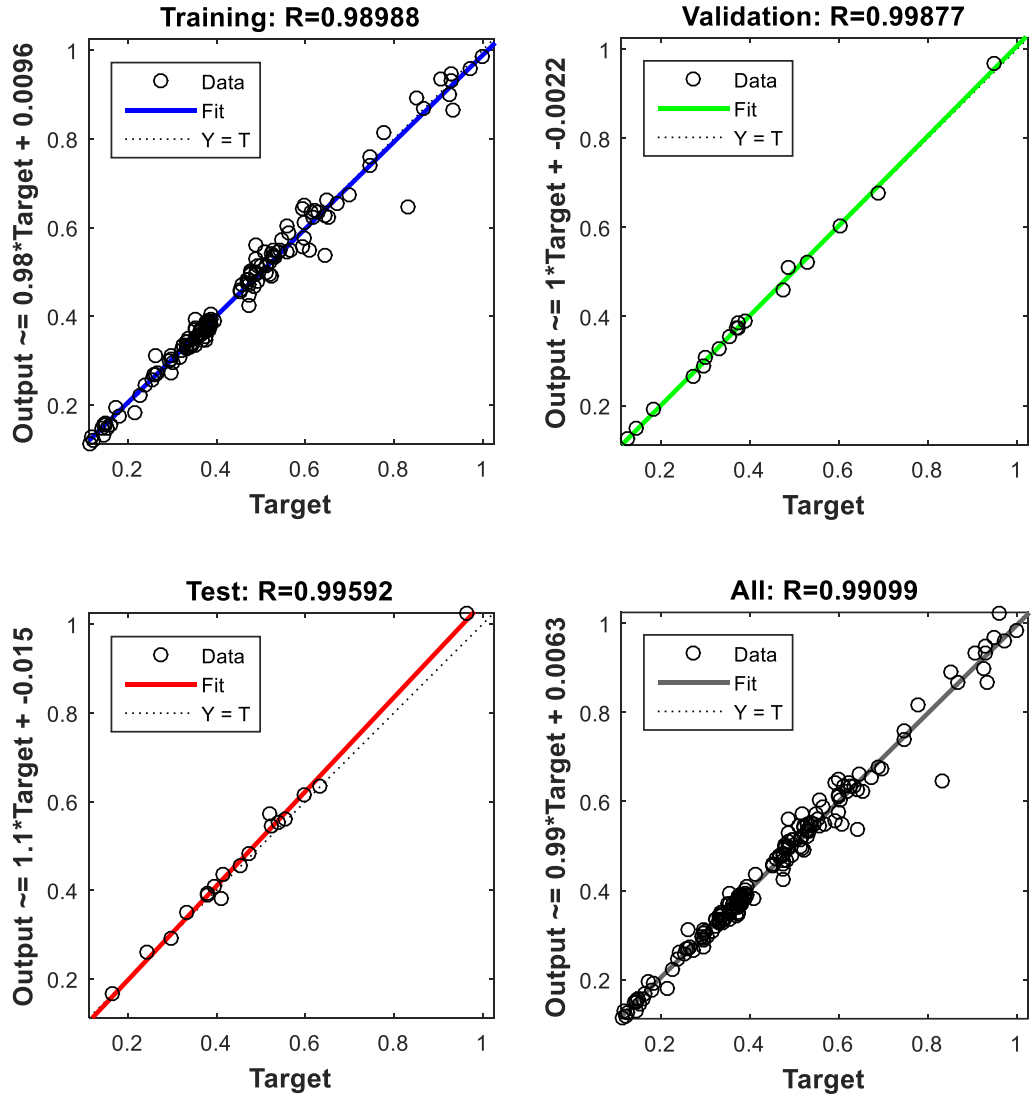
Şekil 39 Çeltik fiyatları için ysa hedef ve çıktı grafikleri

Karşılaştırma yapabileceğimiz hata ölçütleri aşağıdaki gibidir.

Tablo 18 Çeltik Fiyatları için Hata Ölçütleri

Buğday	MSE	R
Eğitim	0,000732	0,990
Değerleme	0,000101	0,999
Test	0,000569	0,996

Çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R değerleri grafikleri aşağıda verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler yine modelin uygunluğunu göstermektedir.



Şekil 40 Çeltik Verileri YSA model sonuçlarına göre regresyon grafikleri

3.5 Modellerin Değerlendirilmesi

2000 yılı ocak ayından 2014 yılı aralık ayına kadar olan aylık buğday arpa ve çeltik fiyatları öncelikle geleneksel zaman serisi analizlerinden trend analizi, holt üstel düzleştirme yöntemi ve box-jenkins modelleriyle incelenmiş ve tahminleme yapılmıştır, sonra günümüzde bir çok alanda uygulama bulan insan beyninin öğrenme modelini bilgisayar programları ile gerçekleştiren yapay sinir ağları ile zaman serisi tahmin modeli ile çalışılmış, sonuçların karşılaştırılması için verilerin gerçekleşen ile tahmin sonuçları farklarının farkının karesinin ortalaması olan MSE değerlerine bakılmıştır.

Tablo 19 Yöntemlerin Karşılaştırılması

MSE	BUĞDAY	ARPA	ÇELTİK
Trend Analizi	0,001800	0,001700	0,041900
Holts Üstel Düzleştirme	0,000090	0,000090	0,003740
ARIMA	0,000091	0,000091	0,003726
YSA	0,000091	0,000089	0,000569

Sonuçlar karşılaştırıldığında çok eski bir yöntem olan trend analizi yönteminin daha başarısız olduğu buğday ve arpa fiyatlarının modellenmesinde Holts üstel düzleştirme, ARIMA ve YSA modellerinin birbirine çok yakın ve çok başarılı modeller olduğu, çeltik fiyatları modellenmesinde ise YSA modeliyle daha düşük bir hata oranıyla model oluşturduğu görülmektedir.

3.6 Geleneksel Zaman Serileri ve Yapay Sinir Ağları Modellerinin Karşılaştırılması ile İlgili Yapılmış Bazı Çalışmalar

Geleneksel yöntemlerin ve zaman serisi analizlerinin karşılaştırıldığı bazı çalışmalara bakıldığında;

Çuhadar 2006 yılında tamamladığı doktora tezinde, mekanik tahmin, hareketli ortalamalar, üstel düzleştirme, Box-Jenkins (ARIMA) ve Yapay sinir ağları yöntemlerinin tahmin doğruluklarını karşılaştırmıştır. Antalya iline gelen aylık yabancı turist sayısı verilerinden yararlanmış ve , buna göre Winters'ın mevsimsel üstel düzleştirme ve çarpımsal–mevsimsel Box-Jenkins yöntemleri ile yapılan

tahminlerin oldukça başarılı olduğu ancak, çalışmada kullanılan yöntemler içerisinde gerçek değerlere en yakın sonuçları veren yöntemin, YSA olduğu ortaya çıkmıştır.⁶⁸

Ataseven 2013'de yaptığı çalışmasında Petkim'de üretilmekte olan dört ürün için YSA modeli, trendin bileşenlerine ayrılması ve Box-Jenkins yöntemi ile karşılaştırma yapmış ve sonuç olarak herbir ürüne göre oluşturulan farklı yapıdaki YSA modellerinin daha düşük hatalar vermesinden dolayı daha başarılı olduğu görülmüştür.⁶⁹

Yıldız ve Keskin 2014'de altın fiyatlarını zaman serisi ve yapay sinir ağı modelleriyle incelemişler altın fiyatının tahmininde YSA modelinin zaman serisi modelleri kadar başarılı olmadığı sonucuna ulaşmışlardır.⁷⁰

⁶⁸ Murat Çuhadar, *Turizm Sektöründe Talep Tahmini için Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmalı Analizi*, (Basılmamış Doktora Tezi) Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2006, Isparta

⁶⁹ Burçin Ataseven, "Yapay Sinir Ağları İle Öngörü Modellemesi", *Öneri Dergisi*, 10/ 39, 2013, 101-115.

⁷⁰ Yasemin Keskin Benli, Ayşe Yıldız, Altın Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Yöntemleriyle Öngörüsü, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 42. Sayı, Kütahya 2014, 213-224.

SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu çalışma ile gıda fiyatlarının önemi vurgulanmış ve istatistiki olarak geleneksel zaman serisi analiz yöntemleri ve günümüzün hızla gelişmekte olan bilgisayar teknolojisi ile birlikte kullanımı oldukça yaygınlaşan yapay sinir ağları modelleri incelenmiştir.

Çalışmanın birinci bölümünde yapay zeka ve yapay sinir ağlarına ilişkin bilgiler verilmiştir. Yapay zeka tekniklerinden biri olan yapay sinir ağları biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programları olarak bir çok alanda uygulama bulmaktadır.

İkinci bölümde ise geleneksel zaman serisi analizleri modelleri incelenmiş, uygulamaları anlatılmıştır. Zaman serilerinin bağımlılık özelliği ile bir zaman serisinin bugünkü ve geçmiş dönem gözlem değerlerini kullanarak gelecek dönemde alacağı değerler tahmin edilebilmektedir.

Üçüncü bölümde ise Türkiye İstatistik Kurumu veritabanından alınan çifçinin eline geçen buğday arpa ve çeltik fiyatlarına ilişkin veri setlerimiz öncelikle analiz edilmiş trendin varlığı gözlenmiş ancak düzenli bir mevsimsellik görülmemiştir. Minitab programı yardımıyla trend analizi, Holt üstel düzleştirme yöntemi ve Box-Jenkins yöntemleri verisetlerimize uygulanmıştır.

Box-Jenkins modeli belirlenirken durağanlaştırma için verilerimizin ikinci farkları alınmıştır. Otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları incelenerek deneme yoluyla en küçük hatayı veren ARIMA modeli bulunmuştur.

Yapay sinir ağları modelleri belirlenirken Matlab Neural Network Toolbox kullanılmıştır. Programda gizli katmanda transfer fonksiyonu olarak sigmoid transfer fonksiyonu, çıktı katmanında ise doğrusal transfer fonksiyonu, öğrenme algoritması olarak Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır. Modelin mimarisi belirlenirken deneme yoluyla en küçük hatayı veren mimari yapı alınmıştır.

Geliştirilen bilgisayar programları hem geleneksel yöntemlerde hem YSA modellerinde sonuca kolay ve hızlı ulaşılması açısından büyük avantajlar sağlamaktadır.

Çalışmalar sonucunda Holt üstel düzleştirme, Box-Jenkins zaman serisi modelleri ve YSA modelleri buğday ve arpa fiyatları için çok yakın hata (MSE).değerleri vermiş, çeltik fiyatları için ise YSA diğer yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar vermiştir. Yapılan literatür çalışmaları incelendiğinde bazı verilerde YSA'nın bazı verilerde ise geleneksel zaman serisi analizlerinin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüş, kullanılan veri setleri yapısının iyi analiz edilmesinin doğru modeli seçerken önemli olduğu görülmüştür.

Bu çalışmada seçilen verilerden buğday ülkemizin bir çok gıda maddesinde ana hammaddesi olması bakımından arpa özellikle hayvanlar için bir hammadde olarak hayvansal gıdaların fiyatlarını da etkileyeceği için seçilmiş, çeltik ise 2008 dünya gıda krizinde öne çıkan ürünlerden olduğu için seçilmiştir. Tüm bu ürünler özellikle iklimden, kuraklıktan çok etkilenmektedir. Buğday arpa ve çeltik fiyatları ülkemizde tavan, taban fiyat uygulaması ile kontrol altına alınmıştır ancak küresel hareketlerden etkilenmektedirler.

Yapılacak sonraki çalışmalarda FAO'nun gıda fiyat endeksindeki hareketler incelenebilir, fiyat tahminlerinde uzun yıllar yağış kuraklık verileri, petrol, mazot fiyatları modellemeye eklenerek regresyon analizleri, yapay sinir ağlarının diğer tahmin modelleri üzerinde çalışılabilir.

KAYNAKLAR

- Adıyaman F., (2007). *Talep Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi) İstanbul Üniversitesi, İstanbul
- Akdi Y. (2010). *Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler ve Kointegrasyon)*, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Akgül I. (2003). *Zaman Serilerinin Analizi ve ARIMA Modelleri*, Der Yayınları, İstanbul.
- Akmüt Ö., Aktaş R, Binay S. (1999). *Öngörü Teknikleri ve Finans Uygulamaları*, Ankara Üni. Siyasal Bilgiler Fakültesi Yayını, Ankara.
- Ataseven B. (2013) “Yapay Sinir Ağları İle Öngörü Modellemesi”, *Öneri Dergisi*, 10/ 39, 101-115.
- Bayır F. (2006). *Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Boran Ş. Sevilmiş G. (2012, Aralık). "Küresel Gıda Krizi Korkutuyor" *İzmir Ticaret Odası AR&GE Bülten Sektörel*, 27-31.
- Box G.E.P. and Jenkins, G.M. (1976). *Time Series Analysis Forecasting and Control* Revised Edition, Holden Day Inc., California.
- Caudill M. (1987). “Neural Network Primar Part”, *Journal AI Expert*, 2/12, 46-52
- Chatfield C. (1980). *The Analysis of the Timeseries an Introduction* , Chapman and Hall, London.
- Copeland J. (1993). *Artificial Intelligence: A Philosophical Introduction*, Blackwell, Oxford.
- Çetin E. (2003). *Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama)*, 1. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- Çuhadar M. (2006). *Turizm Sektöründe Talep Tahmini için Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmalı Analizi*, (Basılmamış Doktora Tezi) Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta.
- Efe Ö. ve Kaynak O. (2000). *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*, Boğaziçi Üniversitesi Yayınları, s. 19.
- Ertuğrul İ. (2004). “Akademik Performans Değerlendirmede Bulanık Mantık Yaklaşımı”, *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, No:1, 155-159, Erzurum.
- Farley J. ve Hinich M. J., (1974). *Spectral Analysis, in U.S.A*, Mc. Graw-Hill, Inc. USA.

- Freeman J., Skapura D (1991). *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, USA.
- Fu L. (1991). *Neural Networks in Computer Intelligence*, McGraw-Hill, 1. Baskı, New York.
- Goldberg D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, USA.
- Hertz J, Krogh A. and Palmer G. (1991). *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, USA.
- Hoff, J.C. (1983). *A Practical Guide to Box-Jenkins Forecasting*, Belmont, CA: Wadsworth Inc., 316p.
- Hüdaverdi B. Yalçın K. (2003). "Box-Jenkins Modelleri ile Aylık Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama" Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi (6) sf:49-62.
- Kadılar C. (2005). *SPSS Uygulamalı Zaman Serileri Analizine Giriş*, Hacettepe Üniversitesi, Bizim Büro Basımevi, Ankara.
- Kandel E.R. (1991). *Principles of Neural Science*, Elsevier Science Publishing Co.
- Kapucugil A. (2005). *Halka Arzların İlkün Fiyat Performansının Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir.
- Kayım, H. (1985). *İstatistiksel Ön Tahmin Yöntemleri*, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Yayınları No:11, Ankara.
- Keleşoğlu Ö., Ekinci C. E., Fırat A. (2005). "The Using Artificial Neural Networks in Insulation Computations", *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 3, 58-66.
- Keskin Y., Yıldız A. (2014) "Altın Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Yöntemleriyle Öngörüsü" *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 42. Sayı, 212-224
- Kutay, F. (1989). *Zaman Serilerinde Tahmin Teknikleri ve Box-Jenkins Modelleri Ders Notları*, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Ankara.
- Kutlar A. (2000). *Ekonometrik Zaman Serileri*, Gazi Kitapevi, Ankara.
- Makridakis ve Wheelwright (1978). *Interactive Forecasting Univariate and Multivariate Methods*, Holden Day Inc. San Francisco.
- Mills Terence C. (1990). *Time Series Techniques for Economists*, Cambridge University Press, London.

- Nabiyev V.V. (2003). *Yapay Zeka Problemler, Yöntemler, Algoritmalar*, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- Naylor, T.H., Seaks, T.H. and Wichern, D.W., (1972)." Box Jenkins Methods: An Alternative to Econometrics Models", *International Statistical Review*, 40/2, 123-137.
- Oğhan S. (2010). *Zaman Serisi Analiz Yöntemlerinin Karşılaştırılması*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi) Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Fakültesi, İzmir.
- Özmen A. (1986). *Zaman Serisi Analizinde Box-Jenkins Yöntemi ve Banka Mevduat Tahmininde Uygulama Denemesi*, (Basılmamış Doktora Tezi) Eskişehir.
- Öztemel E. (2003). *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- Sağiroğlu Ş., vd., (2003). *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-1 Yapay Sinir Ağları*, Ufuk Yayıncılık.
- Sevüktekin M., Nargeleçekenler M. (2010). *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi*, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara.
- Simpson, P.K. (1990), *Artificial Neural Systems: Foundations, Paradigms, Applications, and Implementations*, Pergamon Press, New York.
- Web, (2015) www.tuik.gov.tr (04.02.2015).
- Wei, W.W.S. (1990). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*, Addison- Wesley Publishing Company inc., New York.
- Yazıcı S.(2001). *Öğrenen Organizasyonlar*, Alfa Yayınları, İstanbul.
- Yıldız Ö. (2006). *Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Osmangazi Üniversitesi Eskişehir.
- Yurtoğlu H. (2005). *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği*, DPT Uzmanlık Tezi, Ankara.
- Zahedi F. (1993). *Intelligent Systems for Business: Expert Systems with Neural Networks*, Wadsworth Pub.,Belmont, California.

EK
VERİLER

Yıllar	Aylar	Buğday	Arpa	Celtik	Yıllar	Aylar	Buğday	Arpa	Celtik
2000	Ocak	0,0840	0,0686	0,2062	2007	Temmuz	0,4100	0,3500	0,7400
2000	Şubat	0,0869	0,0718	0,2113	2007	Ağustos	0,4100	0,3500	0,7700
2000	Mart	0,0906	0,0737	0,2069	2007	Eylül	0,4300	0,3600	0,7100
2000	Nisan	0,0912	0,0759	0,2181	2007	Ekim	0,4400	0,3700	0,7100
2000	Mayıs	0,0945	0,0775	0,2270	2007	Kasım	0,4500	0,3900	0,7300
2000	Haziran	0,0935	0,0789	0,2459	2007	Aralık	0,4600	0,4000	0,7500
2000	Temmuz	0,0943	0,0802	0,2381	2008	Ocak	0,4800	0,4400	0,8200
2000	Ağustos	0,0968	0,0820	0,2547	2008	Şubat	0,5000	0,4500	0,8300
2000	Eylül	0,1009	0,0853	0,2887	2008	Mart	0,5500	0,4700	0,9500
2000	Ekim	0,1088	0,0882	0,2925	2008	Nisan	0,5700	0,4900	1,2900
2000	Kasım	0,1073	0,0919	0,2958	2008	Mayıs	0,5700	0,4800	1,5000
2000	Aralık	0,1095	0,0932	0,2974	2008	Haziran	0,5500	0,4800	1,5600
2001	Ocak	0,1144	0,0974	0,2889	2008	Temmuz	0,5300	0,4800	1,5000
2001	Şubat	0,1142	0,0971	0,2863	2008	Ağustos	0,5300	0,4800	1,1900
2001	Mart	0,1204	0,1013	0,3077	2008	Eylül	0,5300	0,4700	1,0600
2001	Nisan	0,1323	0,1083	0,3203	2008	Ekim	0,5300	0,4800	1,0600
2001	Mayıs	0,1330	0,1123	0,3329	2008	Kasım	0,5300	0,4700	1,0300
2001	Haziran	0,1489	0,1166	0,3638	2008	Aralık	0,5200	0,4700	1,0400
2001	Temmuz	0,1527	0,1215	0,3676	2009	Ocak	0,5300	0,4700	1,0700
2001	Ağustos	0,1523	0,1344	0,3462	2009	Şubat	0,5200	0,4700	1,1400
2001	Eylül	0,1636	0,1292	0,4315	2009	Mart	0,5200	0,4600	1,2100
2001	Ekim	0,1886	0,1433	0,4575	2009	Nisan	0,5100	0,4500	1,2300
2001	Kasım	0,2005	0,1505	0,4755	2009	Mayıs	0,4900	0,4300	1,2900
2001	Aralık	0,2058	0,1569	0,4875	2009	Haziran	0,4700	0,4100	1,3500
2002	Ocak	0,2206	0,1638	0,5124	2009	Temmuz	0,4400	0,3600	1,4000
2002	Şubat	0,2169	0,1653	0,5176	2009	Ağustos	0,4500	0,3500	1,3800
2002	Mart	0,2239	0,1702	0,5230	2009	Eylül	0,4500	0,3600	1,2000
2002	Nisan	0,2285	0,1744	0,5332	2009	Ekim	0,4600	0,3700	1,2200
2002	Mayıs	0,2328	0,1784	0,5956	2009	Kasım	0,4700	0,3700	1,2400
2002	Haziran	0,2367	0,1785	0,5239	2009	Aralık	0,4700	0,3700	1,2500
2002	Temmuz	0,2331	0,1647	0,5518	2010	Ocak	0,4800	0,3800	1,3100
2002	Ağustos	0,2502	0,1719	0,5931	2010	Şubat	0,4900	0,3800	1,3000
2002	Eylül	0,2600	0,1810	0,5983	2010	Mart	0,4900	0,3800	1,2700
2002	Ekim	0,2702	0,1871	0,5967	2010	Nisan	0,4900	0,3800	1,2000
2002	Kasım	0,2767	0,1907	0,6021	2010	Mayıs	0,4900	0,3800	1,1300
2002	Aralık	0,2835	0,1948	0,5940	2010	Haziran	0,5000	0,3900	1,1900
2003	Ocak	0,3082	0,2109	0,5866	2010	Temmuz	0,5100	0,3900	1,2000
2003	Şubat	0,3198	0,2157	0,6074	2010	Ağustos	0,5300	0,4000	1,1200
2003	Mart	0,3251	0,2203	0,6318	2010	Eylül	0,5500	0,4200	1,0800
2003	Nisan	0,3279	0,2205	0,6464	2010	Ekim	0,5600	0,4400	1,1200
2003	Mayıs	0,3295	0,2232	0,6517	2010	Kasım	0,5700	0,4500	1,1000

2003	Haziran	0,3274	0,2318	0,6497	2010	Aralık	0,5800	0,4500	1,0900
2003	Temmuz	0,3396	0,2437	0,6841	2011	Ocak	0,6000	0,4700	0,9800
2003	Ağustos	0,3397	0,2478	0,6699	2011	Şubat	0,6100	0,4800	0,9500
2003	Eylül	0,3396	0,2470	0,7100	2011	Mart	0,6100	0,4800	0,9400
2003	Ekim	0,3455	0,2581	0,7030	2011	Nisan	0,6000	0,4900	0,9500
2003	Kasım	0,3497	0,2635	0,6753	2011	Mayıs	0,5900	0,4800	0,9900
2003	Aralık	0,3609	0,2744	0,6662	2011	Haziran	0,6000	0,4700	1,0000
2004	Ocak	0,3619	0,2856	0,6686	2011	Temmuz	0,5700	0,4600	0,9900
2004	Şubat	0,3600	0,2899	0,6666	2011	Ağustos	0,5600	0,4700	0,9800
2004	Mart	0,3622	0,2922	0,6674	2011	Eylül	0,5600	0,4800	0,9800
2004	Nisan	0,3688	0,3004	0,6684	2011	Ekim	0,5700	0,4900	0,9600
2004	Mayıs	0,3700	0,3064	0,6809	2011	Kasım	0,5700	0,5000	0,9500
2004	Haziran	0,3672	0,2980	0,6700	2011	Aralık	0,5700	0,5100	0,9400
2004	Temmuz	0,3567	0,2950	0,6919	2012	Ocak	0,5700	0,5100	0,9200
2004	Ağustos	0,3542	0,2914	0,7082	2012	Şubat	0,5700	0,5200	0,9100
2004	Eylül	0,3529	0,2916	0,7155	2012	Mart	0,5600	0,5300	0,9100
2004	Ekim	0,3551	0,2957	0,7548	2012	Nisan	0,5600	0,5300	0,9100
2004	Kasım	0,3571	0,3015	0,7621	2012	Mayıs	0,5600	0,5500	0,9500
2004	Aralık	0,3601	0,3054	0,7539	2012	Haziran	0,5800	0,5300	0,9600
2005	Ocak	0,3600	0,3100	0,7700	2012	Temmuz	0,6000	0,5400	1,0500
2005	Şubat	0,3600	0,3100	0,7700	2012	Ağustos	0,6100	0,5600	1,0400
2005	Mart	0,3600	0,3100	0,7700	2012	Eylül	0,6200	0,5800	0,9800
2005	Nisan	0,3600	0,3100	0,7600	2012	Ekim	0,6300	0,5900	0,9600
2005	Mayıs	0,3600	0,3000	0,7700	2012	Kasım	0,6400	0,6000	0,9500
2005	Haziran	0,3500	0,2900	0,7600	2012	Aralık	0,6500	0,6200	0,9700
2005	Temmuz	0,3400	0,2800	0,7500	2013	Ocak	0,6600	0,6200	0,9800
2005	Ağustos	0,3500	0,2700	0,7400	2013	Şubat	0,6600	0,6300	1,0300
2005	Eylül	0,3500	0,2800	0,7500	2013	Mart	0,6700	0,6300	1,0500
2005	Ekim	0,3500	0,2800	0,7500	2013	Nisan	0,6700	0,6300	1,0200
2005	Kasım	0,3500	0,2800	0,7400	2013	Mayıs	0,6600	0,6300	1,0400
2005	Aralık	0,3500	0,2800	0,7300	2013	Haziran	0,6600	0,6000	1,0500
2006	Ocak	0,3300	0,2800	0,7400	2013	Temmuz	0,6500	0,5800	1,0600
2006	Şubat	0,3400	0,2800	0,7700	2013	Ağustos	0,6500	0,5800	1,0600
2006	Mart	0,3500	0,2800	0,7600	2013	Eylül	0,6600	0,5800	1,0800
2006	Nisan	0,3500	0,2800	0,7800	2013	Ekim	0,6600	0,5800	1,1100
2006	Mayıs	0,3500	0,2800	0,7800	2013	Kasım	0,6600	0,5900	1,2000
2006	Haziran	0,3500	0,2800	0,7700	2013	Aralık	0,6800	0,6000	1,2600
2006	Temmuz	0,3500	0,2700	0,7800	2014	Ocak	0,6813	0,5772	1,6698
2006	Ağustos	0,3500	0,2700	0,7800	2014	Şubat	0,6884	0,5818	1,7417
2006	Eylül	0,3500	0,2700	0,7500	2014	Mart	0,6994	0,5848	1,8550
2006	Ekim	0,3600	0,2800	0,7300	2014	Nisan	0,6985	0,5865	1,9021
2006	Kasım	0,3600	0,2800	0,7200	2014	Mayıs	0,7085	0,5930	2,0066
2006	Aralık	0,3700	0,2900	0,7100	2014	Haziran	0,7447	0,6152	1,9312
2007	Ocak	0,3700	0,2900	0,7500	2014	Temmuz	0,7694	0,6396	1,9504
2007	Şubat	0,3900	0,3100	0,7700	2014	Ağustos	0,7687	0,6512	1,8616

2007	Mart	0,3900	0,3100	0,7600	2014	Eylül	0,7810	0,6427	1,7064
2007	Nisan	0,3900	0,3200	0,7900	2014	Ekim	0,7712	0,6406	1,8733
2007	Mayıs	0,3900	0,3200	0,7900	2014	Kasım	0,7765	0,6497	1,8629
2007	Haziran	0,4000	0,3300	0,7100	2014	Aralık	0,7872	0,6509	1,8162

<http://www.tuik.gov.tr>

ÖZGEÇMİŞ

1983 Yılında Denizli’de doğdum. Orta ve lise öğrenimimi Denizli Anadolu Lisesi’nde, yüksek öğrenimimi 2005 yılında Hacettepe Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi İşletme Anabilim dalında tamamladım. 2006 yılında Türkiye İstatistik Kurumu Denizli Bölge Müdürlüğü’nde uzman yardımcısı olarak göreve başladım. Şu an Türkiye İstatistik Kurumu’nda uzman olarak görevime devam etmekteyim.