

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



Kafkas Üniversitesi
İktisadi ve İdari Bilimler
Fakültesi
KAÜİBFD
Cilt, 7, Sayı 13, 2016
ISSN: 1309 – 4289
E – ISSN: 2149-9136

Makale Gönderim Tarihi: 21.12.2015 Yayıma Kabul Tarihi: 09.05.2016

İrfan ERTUĞRUL
Doçent Doktor
Pamukkale Üniversitesi
iertugrul@pau.edu.tr

Atiyye BEKİN
Uzman
Türkiye İstatistik Kurumu
bursaliatiyye@gmail.com

ÖZ Bu çalışmada temel gıda olarak buğday arpa ve çeltik ürünleri ele alınmış, bu ürünlerin fiyatları Türkiye İstatistik Kurumu veri tabanından 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 (Matlab Neural Network Toolbox) 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

Jel Kodları: A1, C1, M1

Türü: Araştırma

O10, P10, P17

Türü: Derleme

DOI:10.9775/kauibfd.2016.013

Atıfta bulunmak için: ERTUĞRUL, İ. ve BEKİN, A. 2016, “Türkiye’de Bazı Temel Gıda Fiyatları İçin Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Tahmin Modellerinin Karşılaştırmalı Analizi” *KAÜİBFD* 7(13), 253-280.

* Bu çalışma 2015 yılında Doç. Dr. İrfan ERTUĞRUL danışmanlığında tamamlanan “Türkiye’de Bazı Temel Gıda Fiyatları İçin Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Tahmin Modellerinin Karşılaştırmalı Analizi” başlıklı tez çalışmasından türetilmiştir.

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



Kafkas University
Economics and Administrative
Sciences Faculty
KAUJEASF
Vol. 7, Issue 13, 2016
ISSN: 1309-4289
E-ISSN: 2149-9136

Article Submission Date: 21.12.2015

Accepted Date: 09.05.2016

İrfan ERTUĞRUL
Associated Professor
Pamukkale University
iertugrul@pau.edu.tr

Atiyye BEKİN
Expert
TUIK
bursaliatiyye@gmail.com

ABSTRACT 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 seasonality. 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 (Matlab Neural Network Toolbox). As a result mean square errors (MSE) of the models are compared 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.

Keywords: Food prices, time series models, artificial neural network

Jel Code: A1, C1, M1

Type: Research

Cite this Paper: ERTUĞRUL, İ. ve BEKİN, A. (2016) "Comperative Analyses of Forecasting Models of Artificial Neural Network and Time Series Analyses for Selected Main Food Prices in Turkey" *KAUJEASF* 7(13), 253-280.

1. 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 değişiklikleri ile 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 geleneksel zaman serileri analizleri ile bazı temel gıda maddelerindeki yıllar içerisindeki fiyat gelişmeleri analiz edilerek, çalışmanın literatüre katkısı olarak iki yöntem karşılaştırılmış ve değerlendirme sonuçlarından sonraki çalışmalara yön verecek önerilerde bulunulmuştur.

Bir değişkenin gelecekteki değerinin tahmini geçmiş değerlerine bağlı olarak değişir. Geçmiş değerleriyle oluşturulan bir model verinin gelecek değerlerinin tahmininde kullanılabilir. Bu model geçmiş değerlerle uyumlu ise geleceği tahminleme de başarılıdır. Bu çalışmada literatürde sıkça kullanılan zaman serisi modelleri ve yapay sinir ağları tahmin yöntemleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada ilk olarak 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 birçok alanda başarılı şekilde kullanarak zor problemlerin üstesinden gelmektedir. YSA'nın kullanıldığı alanlardan biri de zaman serileridir. 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 edilir (Kutay, 1989: 19).

Literatürde geleneksel yöntemlerin ve zaman serisi analizlerinin karşılaştırıldığı çalışmalara bakıldığında; Çuhadar'ın 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 yararlanılmış 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. Ataseven'in

2013'te yaptığı çalışmasında Petkim'de üretilmekte olan dört ürün için YSA modeli, trendin bileşenlerine ayrılması ve Box-Jenkins yöntemi ile karşılaştırma yapmış ve sonuç olarak her bir ürüne göre oluşturulan farklı yapıdaki YSA modellerinin daha düşük hatalar vermesinden dolayı daha başarılı olduğu görülmüştür. Yıldız ve Keskin 2014'te altın fiyatlarını zaman serisi ve yapay sinir ağları modelleriyle incelemişler altın fiyatının tahmininde YSA modelinin zaman serisi modelleri kadar başarılı olmadığı sonucuna ulaşmışlardır.

2.YAPAY ZEKA VE YAPAY SİNİR AĞLARI

Zeka; çevreyi algılama, karar verme ve hareketleri kontrol edebilme yeteneği olarak tanımlanmıştır. Yapay zeka ise, zeka davranışı konusunda yapılan ve zeka davranışını sergileyen bilgisayar programlarının uygulanması ile ilgilenen çalışmadır (Fu, 1994: 473). Yapay zeka; uzman sistemler, bulanık mantık, genetik algoritmalar ve yapay sinir ağları gibi tekniklerden oluşmaktadır.

Yapay sinir ağları biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programları olarak ifade edilirler (Çetin, 2003: 23). Yapay Sinir Ağları oldukça geniş kullanım alanına sahiptirler. İktisat, mühendislikler ve tıp alanında çok farklı uygulama şekilleri vardır. Yapay sinir hücreleri; insanoğlunun çevresini anlaması ve algılamasını sağlayan biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek oluşturulan modellerdir. Nöron hücreleri; dentrit, çekirdek (soma), akson ve bağlantılardan (synapse) oluşmaktadır. Dentrit girdi sinyallerini alır, çekirdek bu sinyalleri işler, akson girdi sinyallerini çıktı sinyallerine çevirir, synapselar ise nöronlar arasında elektrik sinyallerinin geçmesini sağlarlar (Yurtoğlu, 2005: 13).

Çeşitli aktivasyon ve toplama fonksiyonları bulunmaktadır. Ancak bu çalışmada sigmoid ve lineer aktivasyon fonksiyonları kullanıldığı için bunlara ilişkin kısa bir bilgi verilmiştir. Sigmoid fonksiyon:

$$F(\text{Net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}} \quad (1)$$

olarak ifade edilmektedir. Burada NET yapay sinir hücresine gelen NET girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu kullanılarak belirlenmektedir. Lineer fonksiyon $F(\text{NET})=\text{NET}$ olarak gösterilir burada gelen girdiler olduğu gibi hücrenin çıktısı olarak kabul edilir (Öztemel, 2003: 49-51).

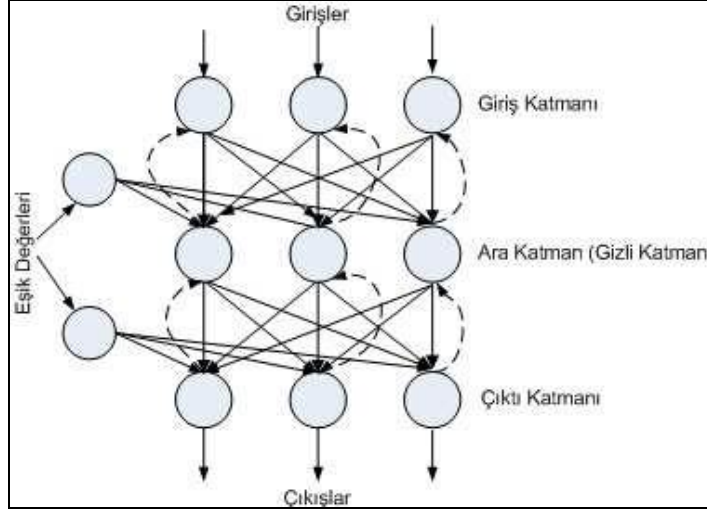
2.1.Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında farklı öğrenme stratejileri vardır. Öğrenmeyi gerçekleştirecek olan sistem ve kullanılan öğrenme algoritması bu stratejilere bağlı olarak değişmektedir. 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.

2.2. 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. Temel amacı ağın beklenen çıktısı ile ürettiği çıktı arasındaki hatayı en aza indirmektir (Öztemel, 2003: 75-76).



Şekil 1. Bir Geri Yayılım Ağı Modeli

Kaynak: Freeman J., Skapura D (1991). Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company, USA.)

Şekil 1'de gösterildiği gibi 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 (Keleşoğlu, 2005: 58-66).

3. ZAMAN SERİLERİ TANIM VE ÖZELLİKLERİ

İstatistik verilerin toplandığı, analiz edildiği, özetlendiği ve yorumlandığı bir bilim dalıdır. Özellikle işletme ve ekonomi alanlarında toplanan verilerin analiz edilmesi ve yorumlanması yöneticiler ile karar vericilere işletmeyi ve ekonomik çevreyi daha iyi anlama anlayışı sunarak daha etkili kararlar sunmalarını sağlar (Anderson vd., 2011: 3). İnsanoğlu var olduğundan beri bizzat yaşadığı ya da kendi kontrolü dışında gelişen olayları anlamaya çalışmıştır. Zaman içinde avcı toplum yapısından tarım toplumu yapısına geçiş yaşanırken insanların bilgi düzeyinde doğal olarak sürekli bir

şekilde artış olmuştur. Bu nedenle insanlar tecrübe ettiği olayları daha iyi anlamaya başlamıştır. Örneğin, yeryüzündeki en eski insanlar ilk kez depremi yaşadıklarında büyük bir ihtimalle ne olduğunu anlayamamışlardır ve oldukça korkmuşlardır; ancak geçen zamanla birlikte korkulan bu olayın ne olduğu tam olarak anlaşılmuştur ve günümüzdeki şekliyle isimlendirilmiştir (Öztaş,2015:5). Zaman serilerinin esas amacı gözlemleri dikkate alarak stokastik süreçlerin özellikleri hakkında yorumlar çıkarmaktır (Granger ve Newbold, 1986: 2). Stokastik, Yunanca kökenli kelimenin yanı sıra, rastgele ya da tesadüfi anlamına gelmektedir. Stokastik bir model olayların oluşma olasılıklarına göre ihtimal sonuçları hakkında tahminler yapmaktadır (Taylor ve Karlin, 1998: 2).

Zaman serileri analizi, gözlemler ile tesadüfî olaylar arasındaki yapısal bağımlılıkları ile ilişkili ve parametreler yardımıyla araştıran istatistiğin bir alt dalıdır. Gözlemlenen olaylar zamana göre araştırıldığında, buradaki zaman kavramı bu gelişimlerdeki tek parametredir (Palit ve Popovic, 2005: 18). 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 (Akdi, 2010:2-3). Zaman serileri genel olarak trend, mevsimsel, konjunktürel veya düzensiz hareketlerin bileşiminden oluşur. Zaman serilerinde eğer veriler uzun dönemde artış veya azalış gösteriyorsa seride bir trend söz konusudur. Mevsimsel zaman serileri genellikle periyodik olarak artış ya da azalışlar gösterirler. Konjunktürel hareketler verideki iniş ya da çıkışların sabit bir zamanda olmaması ile belirlenir (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2010: 7-20).

3.1. Tek Değişkenli Zaman Serileri Tahmin Modelleri

Tek değişkenli zaman serileri analiz yöntemleri zamana bağlı bir tek değişkene ait tarihi verilerin mevcut olması durumunda kullanılır. Bunlar trend analizi, Hareketli ortalamalar yöntemi, Üstel düzleştirme yöntemi, Box-Jenkins tahmin yöntemleridir.

Üstel düzleştirme yöntemi deterministik ve stokastik trende sahip tüm serilerde uygulanabilen, verilerdeki son değişim ve sıçramaları dikkate alarak tahminlerin devamlı güncelleştirildiği bir yöntemdir. Bu sıçramalar rastsal değişimler ve önceden tahmin edilemeyen olaylardan dolayı ortaya çıkmaktadır. Literatürde Basit Üstel Düzleştirme, Holt's Üstel Düzleştirme ve Winter Üstel Düzleştirme yöntemleri bulunmaktadır. Basit üstel düzleştirme yöntemi, trende ve mevsimsel dalgalanmaya sahip olmayan sadece bir ortalama düzey etrafında hareket eden zaman serileri için uygundur. Holt Üstel düzleştirme trende sahip ama mevsimsel dalgalanması olmayan serilerin tahmininde kullanılmaktadır.

Box-Jenkins tahmin yönteminin esası bir denklem veya eşanlı denklem modeli oluşturulmasına değil, zaman serilerinin olasılıklı veya rastsal özelliklerinin analizine dayanmaktadır. Durağan olmayan zaman serilerinin

ileriye dönük tahmininde Box-Jenkins yönteminin uygulanabilmesi için bazı dönüşüm yöntemleri kullanılarak durağan hale getirilmesi gerekmektedir (Akmüt vd., 1999: 148-149).

AR 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(p) modelinin genel ifadesi şöyledir:

$$x_t = \phi x_{t-1} + \phi x_{t-2} + \dots + \phi x_{t-p} + a_t \quad (2)$$

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

ϕ : Modelin kısmi otokorelasyon katsayısı

p : Modelin gecikme derecesi

a_t : Hata terimidir.

Bir zaman serisinin herhangi bir dönemindeki 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. MA(q) genel ifadesi :

$$x_t = Q_0 a_t - Q_1 a_{t-1} - Q_2 a_{t-2} - \dots - Q_q a_{t-q} \quad (3)$$

Durağan olmayan doğrusal stokastik modeller, belirli sayıda (d sayıda) farklı 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 integrale hareketli ortalama modeli denilir ve ARIMA(p,d,q) şeklinde gösterilir.

ARIMA modeli;

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} + e_t - Q_1 e_{t-1} - Q_2 e_{t-2} - \dots - Q_q e_{t-q} \quad (4)$$

olarak gösterilir.

Durağanlaştırma işlemi, serinin otokorelasyon fonksiyonu (ACF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonunun (PACF) incelenmesi veya uygun dereceden farklarının alınması ile yapılabilmektedir. 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.

$$ACF(k) = r_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t-k})}{S_{Y_t} S_{Y_{t-k}}} = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t-k} - \bar{Y}_{t-k}) / n}{\sqrt{\frac{\sum (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n} \frac{\sum (Y_{t-k} - \bar{Y}_{t-k})^2}{n}}} = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (5)$$

Kısmi otokorelasyon fonksiyonu (PACF), 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} ... 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. Y_t ile Y_{t-k} arasındaki kısmi otokorelasyon katsayısı ϕ_{kk} olarak gösterilir; k 'nci dereceden otoregresyondaki kısmi regresyon katsayısıdır (Mills, 1990:78).

$$Y_t = \phi_{k1}Y_{t-1} + \phi_{k2}Y_{t-2} + \dots + \phi_{kk}Y_{t-k} + \epsilon_t \quad (6)$$

Durağan modeller için otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonlarının teorik davranışı Tablo 1'de gösterilmektedir (Sevüktekin ve Nargeleşkenler, 2010:178-182).

Tablo 1. 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.

4. UYGULAMA

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.

Bu çalışmada temel gıdalar olarak buğday, arpa ve çeltik fiyatları ele alınmış ve 2000 2015 yılları arasında aylık fiyatlar Türkiye İstatistik Kurumu verilerinden derlenmiştir. Toplamda her ürün için 180 veri bulunup, tanımlayıcı istatistikleri Tablo 2'de gösterilmiştir. Genel bir kural olarak en az 50 gözlem değeri zaman serisi analizi için yeterli veri görülmektedir (Montgomery vd., 2008: 30).

Veriler analiz edilirken, Matlab Neural Network toolbox ve Minitab programlarından yararlanılmıştır. Öncelikle 2000 yılı ocak ayından 2015 yılı (2014 aralık ayına kadar) buğday arpa ve çeltik fiyatlarının zaman serisi grafikleri çizilerek verilerin herhangi bir mevsimsellik yada trend içerip içermediği incelenmiştir.

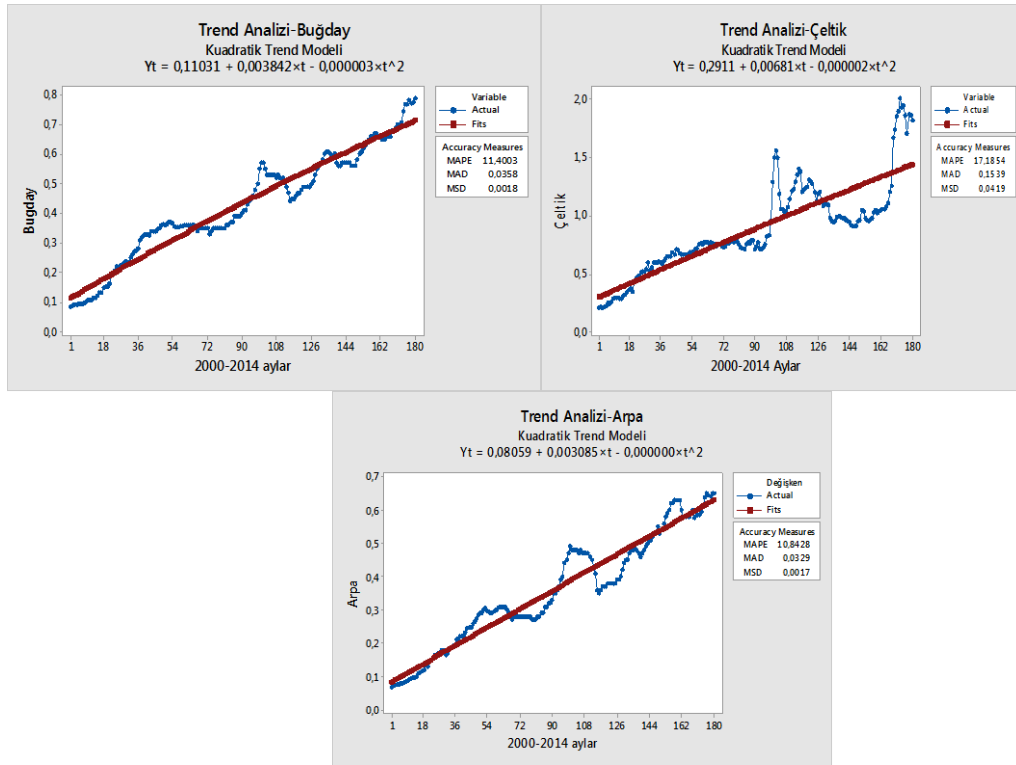
Tablo 2. Tanımlayıcı İstatistikler

Değişken	Ortalama	Standart Sapma	Standart Hata	Varyans	in. Değer	aks. Değer	od	ralık
Buğday	0.43	0.18	0.01	0.03	.08	.79	.35	.70
Arpa	0.36	0.16	0.01	0.03	.07	.65	.28	.58
Çeltik	0.88	0.39	0.03	0.15	.21	.01	.77	.80

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 düzleştirme yöntemiyle ve Box-jenkins yöntemleriyle tahminleme ve analiz yapılması uygun görülmüştür.

4.1. Trend Analizi Uygulaması

Trend analizi en eski zaman serisi analizi yöntemidir. Veri setlerimiz Şekil 2'de gösterilen şekilde trend içerdiği için öncelikle bu yöntemle tahminleme yapılmıştır. Tablo 3'te gösterildiği gibi hata değerleri daha küçük olduğu için kuadratik (karesel) trend modeli seçilmiştir. Ve sonraki üç dönemin tahminlenmesi istenmiştir.

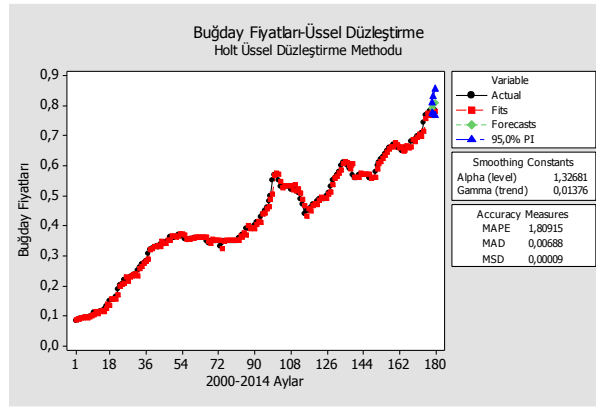
**Şekil 1.** Verilerin Trend Analizi Grafikleri

Tablo 3.Trend Analizi İçin Hata Ölçütleri ve Tahminler

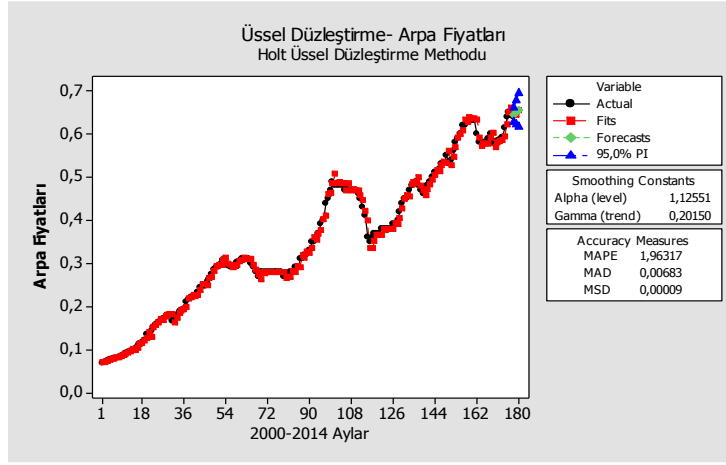
Buğday		Arpa		Çeltik	
Hata Ölçütleri	Tahminler	Hata Ölçütleri	Tahminler	Hata Ölçütleri	Tahminler
MAPE	181. Dönem 0,715156	MAPE	181. Dönem 0,632653	MAPE	181. Dönem 1,44665
MAD	182. Dönem 0,0358	MAD	182. Dönem 0,635668	MAD	182. Dönem 0,1539
MSD	183. Dönem 0,0018	MSD	183. Dönem 0,638683	MSD	183. Dönem 1,45855

4.2. Holt Üstel Düzleştirme (Double Exp. Smoothing) Yöntemi Uygulaması

Veri setlerimiz Şekil 3, 4 ve 5'te gösterildiği gibi trendli bir yapıya sahip olduğu için zaman serileri yöntemlerinden Holt üstel düzleştirme yöntemi Minitab 17 programı ile Tablo 4, 5 ve 6'da gösterilen analiz sonuçları elde edilmiştir.

**Şekil 2.** Holt Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Tahmin-Buğday Fiyatları Grafiği**Tablo 4.**Üstel Düzleştirme Sonuçları-Buğday

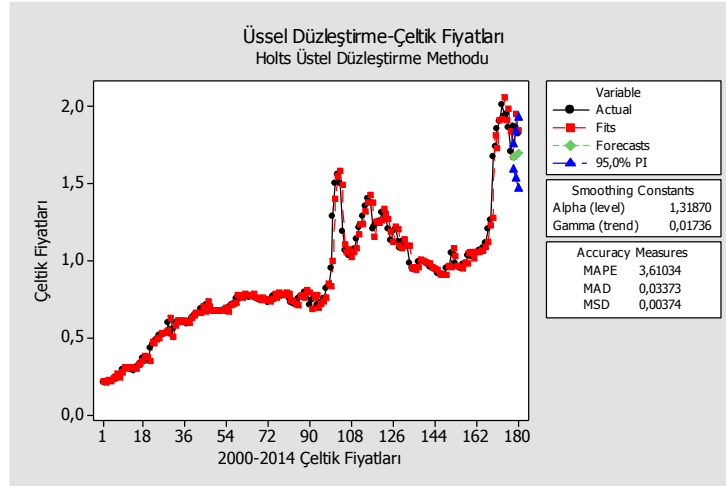
Düzeltilme Sabitleri	Doğruluk Ölçütleri	Dönem	Tahmin	Alt	Üst
Alpha (level) 1,32681	MAPE 1,80915	181	0,792	0,776	0,810
Gamma (trend) 0,01376	MAD 0,00688	182	0,797	0,764	0,829
	MSD 0,00009	183	0,801	0,753	0,849



Şekil 4. Holt Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Tahmin-Arpa Fiyatları

Tablo 5. 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



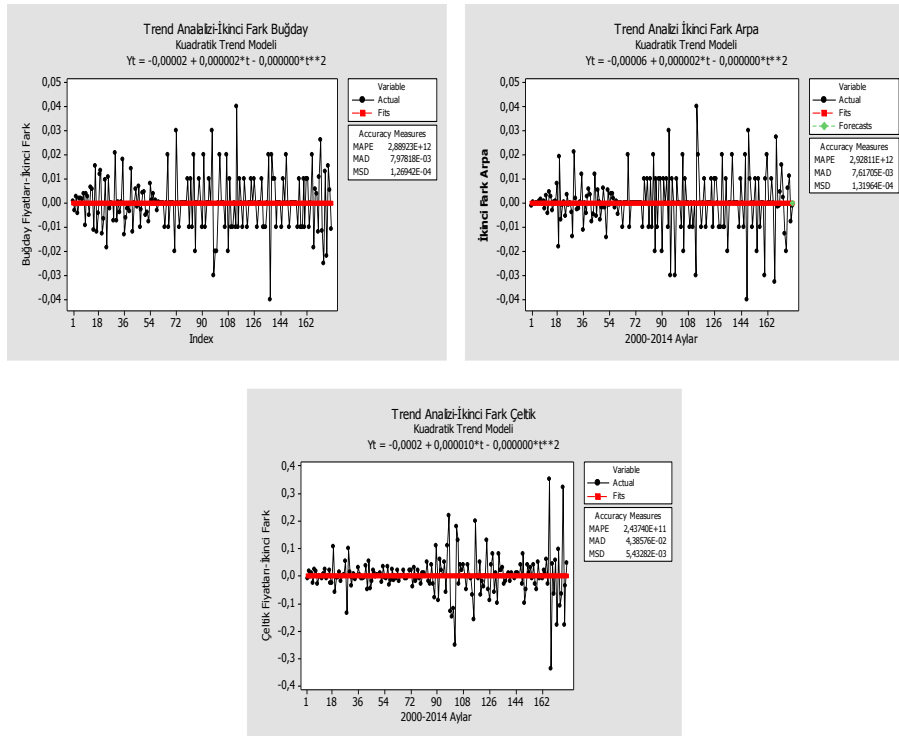
Şekil 3. Holt Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Tahmin-Çeltik Fiyatları

Tablo 6. Üstel Düzleştirme Sonuçlar-Çeltik

Düzeltilme Sabitleri	Doğruluk Ölçütleri	Dönem Tahmin	Alt	Üst
Alpha (level) 1,31870	MAPE 3,61034	181	1,819	1,736 1,902
Gamma (trend) 0,01736	MAD 0,03373	182	1,832	1,675 1,988
	MSD 0,00374	183	1,845	1,613 2,077

4.3. Box-Jenkins (Arima) Modelleri Uygulaması

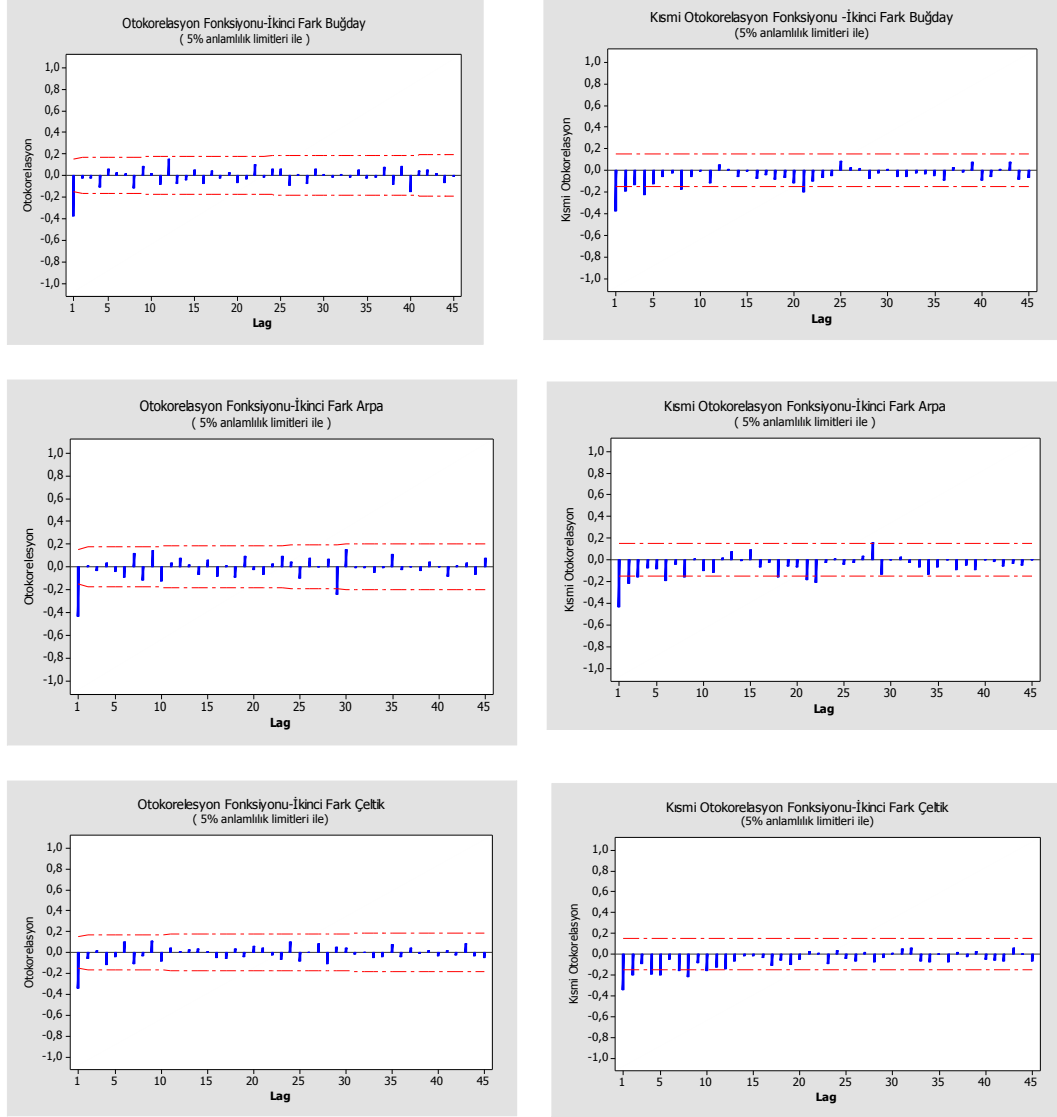
Trend analizlerinden de görüldüğü gibi buğday, arpa ve çeltik serilerinde trend mevcuttur. Bu durumda serilerin durağan olmadığı söylenir. Serilerdeki trendi ortadan kaldırmak için serilerin öncelikle birinci farkları alınarak trend analizi yapılmıştır. Buğday fiyatları serisinin birinci farkları alınarak 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. Şekil 6'da gösterildiği gibi trendin kaybolduğu ve hata değerinin düştüğü görülmüştür.



Şekil 4. Trend Analizi Serilerin İkinci Farkları Değerlendirmeleri Grafikleri

İkinci farktan sonra veri setinin durağanlaşması ile ARIMA(p,d,q) modelinde fark(d) değerinin 2 olduğu belirlenmiştir. İkinci aşama olarak ikinci farkı alınmış buğday, arpa ve çeltik fiyatlarının Şekil 7'de gösterilen ACF ve PACF grafikleri incelenmiştir. ACF grafiğinde güven aralığını aşan değerler

buğday ve çeltikte görülmemiştir, arpa da ise bir tane aşan değer görülmüş bu göz ardı edilmiştir.



Şekil 5. 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 Tablo 7 ve 8'de gösterildiği gibidir.

Tablo 7. 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: Anlamlılık $P < 0,05$ 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 8. Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square İstatistiği ARIMA (1,2,1)-Buğday

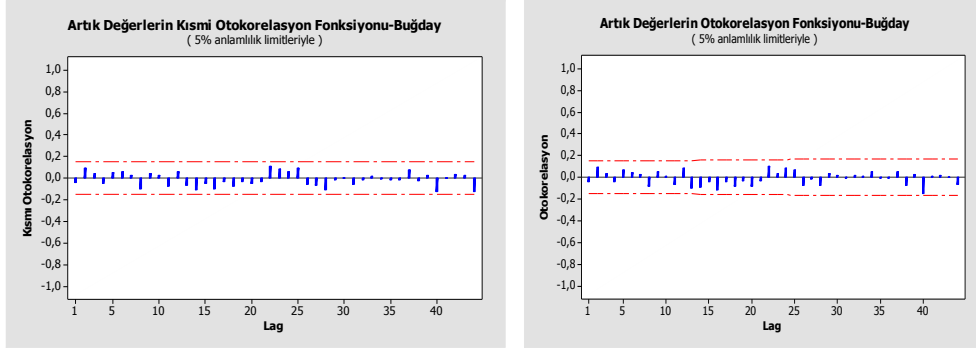
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7,9	21,8	25,9	38,0
DF	9	21	33	45
p-Value	0,541	0,412	0,806	0,762

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 6. Artık Değerlerin Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Grafikleri-Buğday ARIMA (1,2,1)

Şekil 8 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. 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, Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon grafikleri değerlendirilerek en küçük MSE'yi veren ARIMA(3,2,2) modeli seçilmiştir. Programın elde ettiği sonuçlar Tablo 9 ve 10 gösterildiği gibidir.

Tablo 9. 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

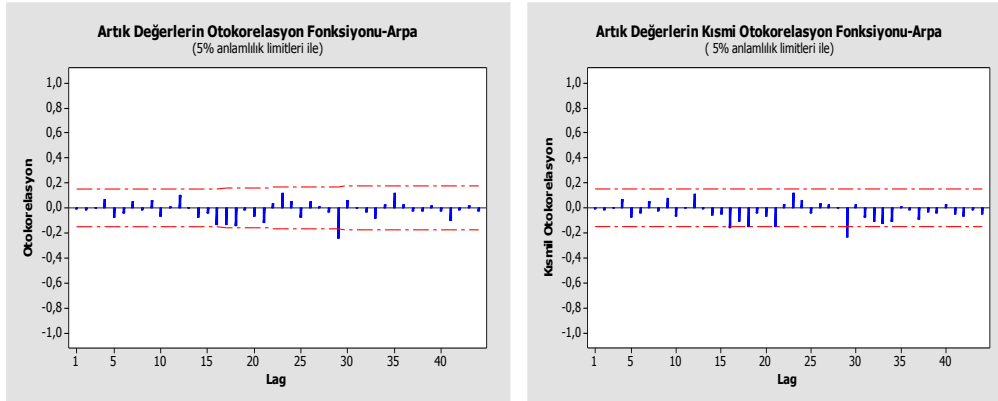
Fark alma: 2 düzenli fark

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

Artık Değerler: SS = 0,0156477 MS = 0,0000910 DF = 172

Tablo 10. 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 9. Artık Değerlerin Otokorelasyon ve Kısmi Otokorelasyon Grafikleri-Arpa ARIMA (3,2,2)

Şekil 9 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.

Çeltik fiyatları; ikinci 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 Tablo

11 ve 12 sunulmuştur.

Tablo 11. 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

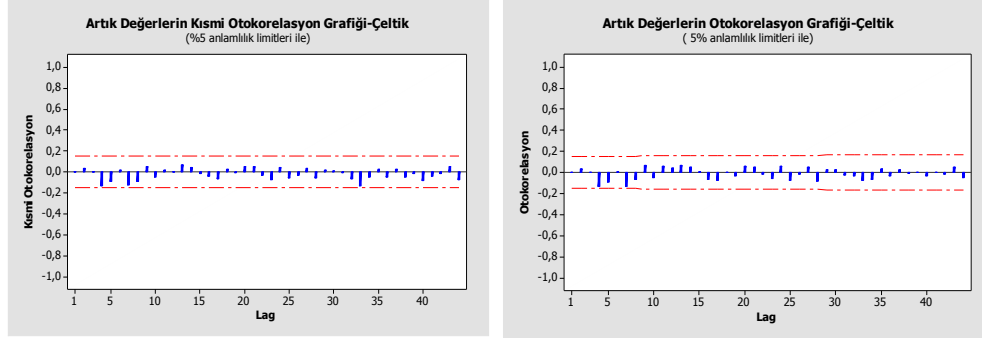
Fark alma: 2 düzenli fark

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

Artıklar : SS = 0,652063 MS = 0,003726 DF = 175

Tablo 12.Değiştirilmiş Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square İstatistiği 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 7. Artık değerlerin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon grafikleri-çeltik ARIMA (1,2,1)

Şekil 10'da gösterilen 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.

4.4. 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.

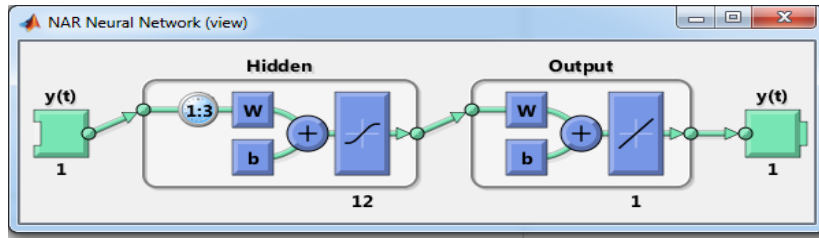
Veriler Matlab 17 Neural Network Toolbox time series modülünde olan

ileri beslemeli ağ kullanılarak incelenmiştir. Ağın çıkış katmanında nöron sayısı tek çıkış olduğu için 1'dir. Programda gizli katmanda transfer fonksiyonu olarak sigmoid transfer fonksiyonu, çıktı katmanında ise doğrusal transfer fonksiyonu kullanılmaktadır. Öğrenme algoritması olarak programda hazır olarak seçilen Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmanın seçilme nedenlerinden biride çok hızlı ve kolay olmasıdır. Literatürde yapılan çalışmalarda Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasının tercih nedeni yapay sinir ağlarının eğitiminde sağlamış olduğu hız ve kararlılıktır. Matlab 17 programında bu özellik kullanılmış olup YSA algoritmalarının karşılaştırılması ile ilgili ayrıntılı çalışma yapılmamıştır.

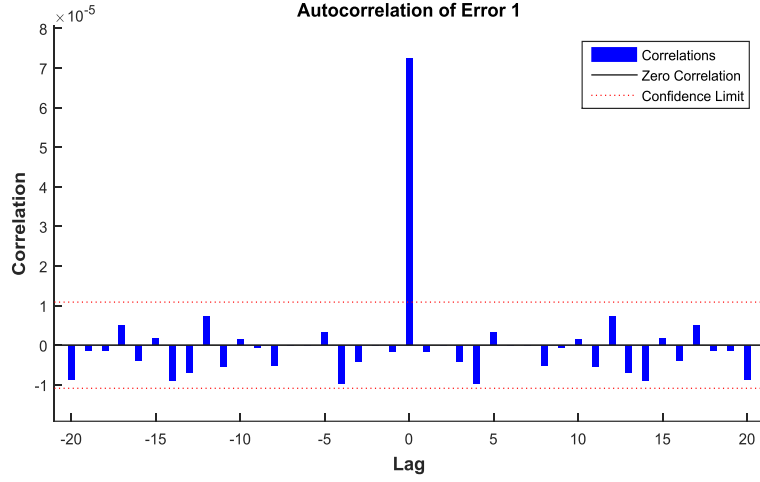
Yapay sinir ağları çalışılırken verilerin [0,1] arasında normalleşmesi gerekmektedir. Literatürde birçok veri normalizasyon çeşidi vardır. Bunlar; Min kuralı, Max kuralı, Medyan, Sigmoid ve Z-Score gibi kurallar olarak sıralanabilir (Jayalakshmi, Santhakumaran, 2011: 89-93).

Normalizasyon çoğunlukla (0-1) arasında yapılmaktadır. Buğday ve arpa fiyatları zaten [0,1] aralığında olduğu için verilerde herhangi bir normalleştirme yapılmamıştır. Çeltik fiyatları ise serinin en yüksek değerine bölünerek normalleştirme (max kuralı) işlemi uygulanmıştır. 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 Şekil 11'de gösterilmektedir.

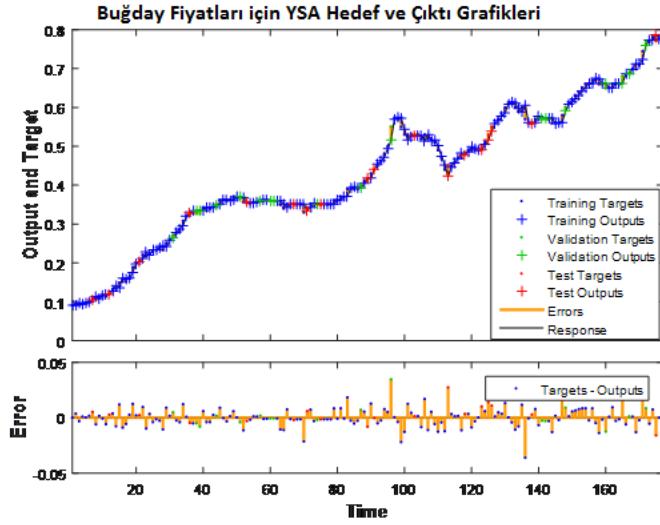


Şekil 11. Buğday Fiyatları İçin Kullanılan YSA Modeli



Şekil 12. Buğday Fiyatları Otokorelesyon Grafiği

Şekil 12’de buğday fiyatları için otokorelasyon fonksiyon grafiği incelendiğinde 0’da bir tane güven aralığını geçen değer vardır. Bu tahmin hatalarının birbirleriyle korelasyonsuz olduğunu (white noise) olduğunu gösterir. Modelin uygun olduğu otokorelasyon grafiğinden bu şekilde anlaşılmaktadır.



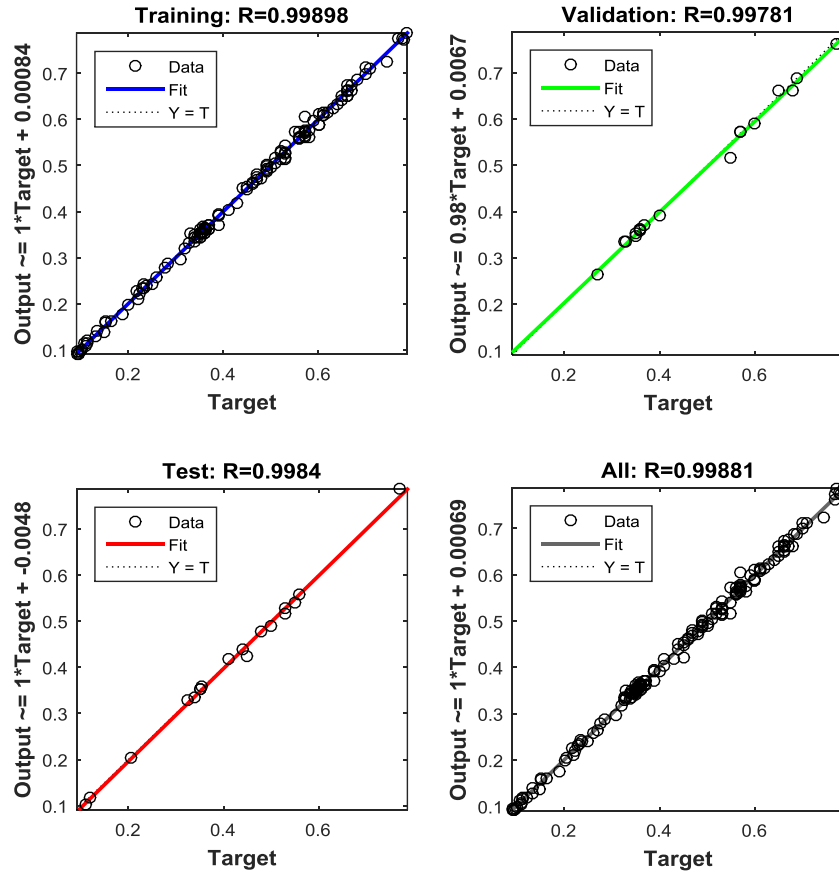
Şekil 13. Buğday Fiyatları İçin YSA Hedef ve Çıktı Grafikleri

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 13. Buğday Fiyatları İçin Hata Ölçütleri

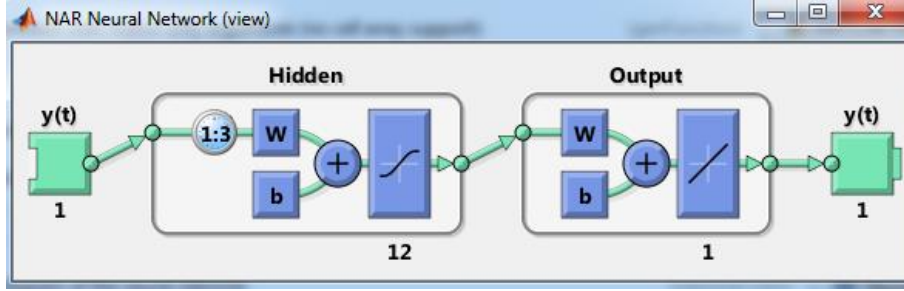
Buğday	MSE	R
Eğitim	0,000065	0,99898
Değerleme	0,000114	0,99781
Test	0,000091	0,9984



Şekil 14. Buğday Verileri Ysa Model Sonuçlarına Göre Regresyon Grafikleri

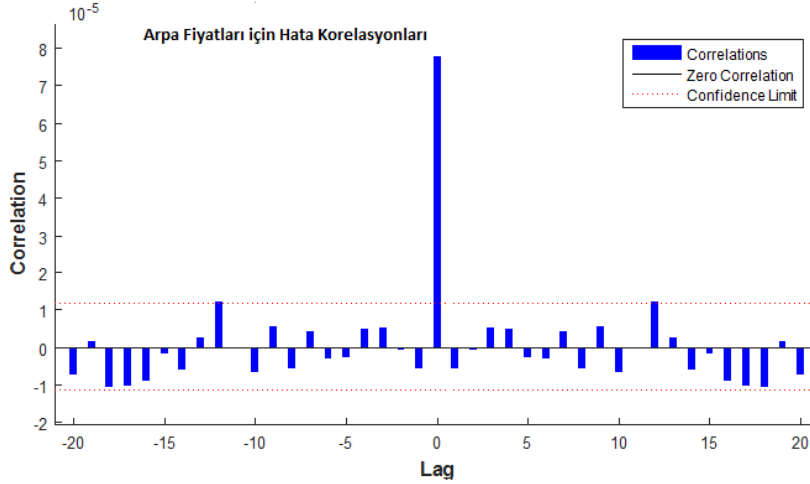
Çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R değerleri grafiği Şekil 14'te verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler modelin uygunluğunu göstermektedir. Arpa fiyatları modellenmesinde kullanılan 180 verinin yine %80'i eğitim %10'u onaylama ve %10'u test amacıyla kullanılmıştır. 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 modellenmesi aşağıdaki gibidir. Gecikme sayısı üç ve gizli nöron sayısı 12 olarak program çıktısı Şekil 15'te gösterilmiştir.



Şekil 15. Arpa Fiyatları İçin Kullanılan YSA Modeli

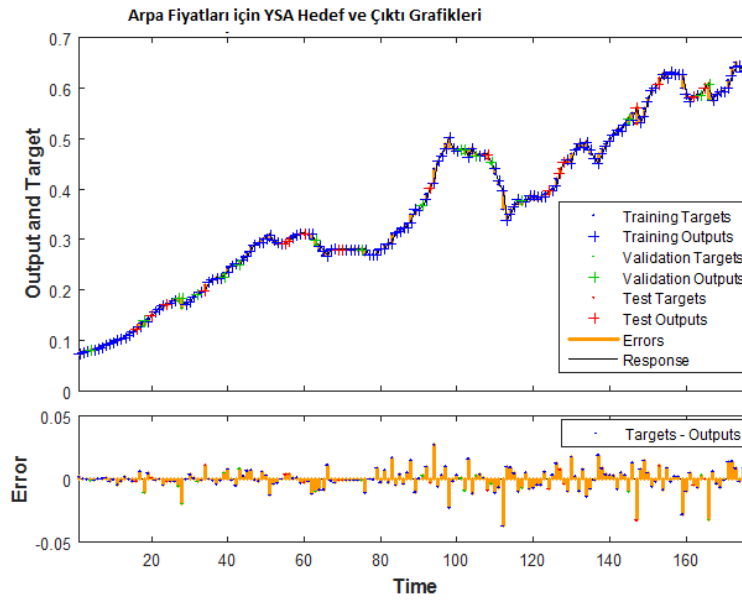
Arpa fiyatları için Şekil 16'da gösterilen otokorelasyon fonksiyon grafiği incelendiğinde yine 0'da bir tane güven aralığını geçen değer vardır. Bu tahmin hatalarının birbiriyle korelasyonsuz olduğunu (white noise) olduğunu gösterir. Otokorelasyon grafiğine göre model uygundur.



Şekil 16. Arpa Fiyatları Otokorelasyon Grafiği

Arpa fiyatları için YSA modeliyle belirlenen test eğitim ve değerlendirme

verilerinin uygunluğu aşağıda YSA hedef ve çıktı grafiklerinde görülmektedir.



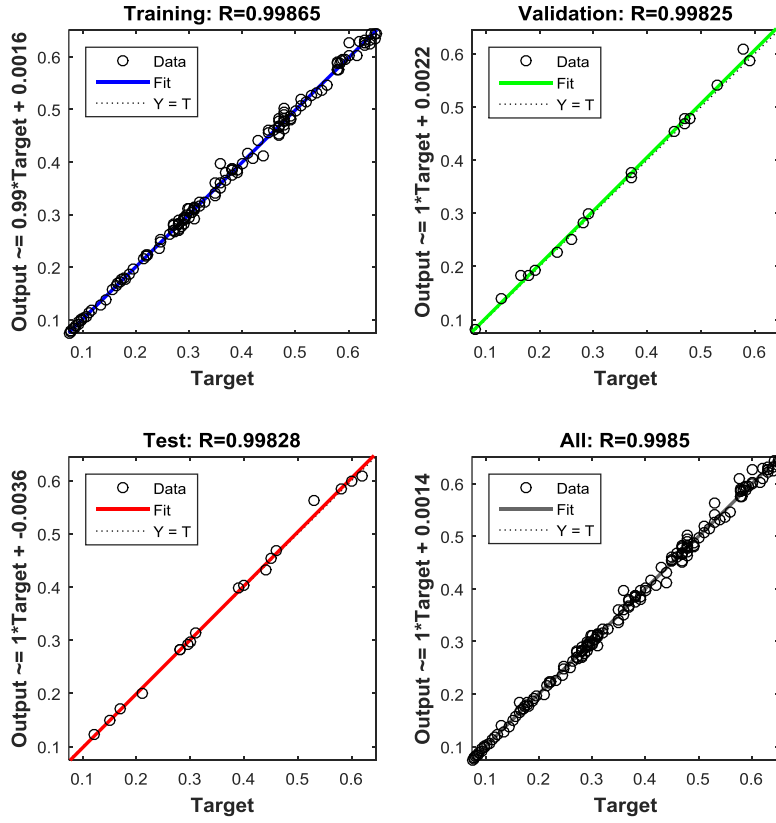
Şekil 17. Arpa Fiyatları İçin YSA Hedef ve Çıktı Grafikleri

Karşılaştırma yapabileceğimiz hata ölçütleri aşağıdaki tablodaki gibidir.

Tablo 16. Arpa Fiyatları İçin Hata Ölçütleri

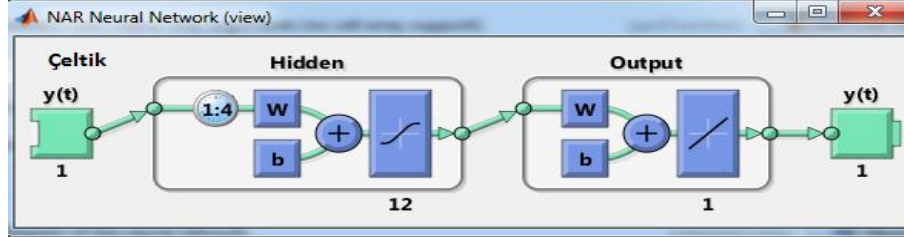
Arpa	MSE	R
Eğitim	0,000072	0,999
Değerleme	0,000113	0,998
Test	0,000089	0,998

Çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R değerleri grafikleri Şekil 18'de verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler modelin uygunluğunu göstermektedir.

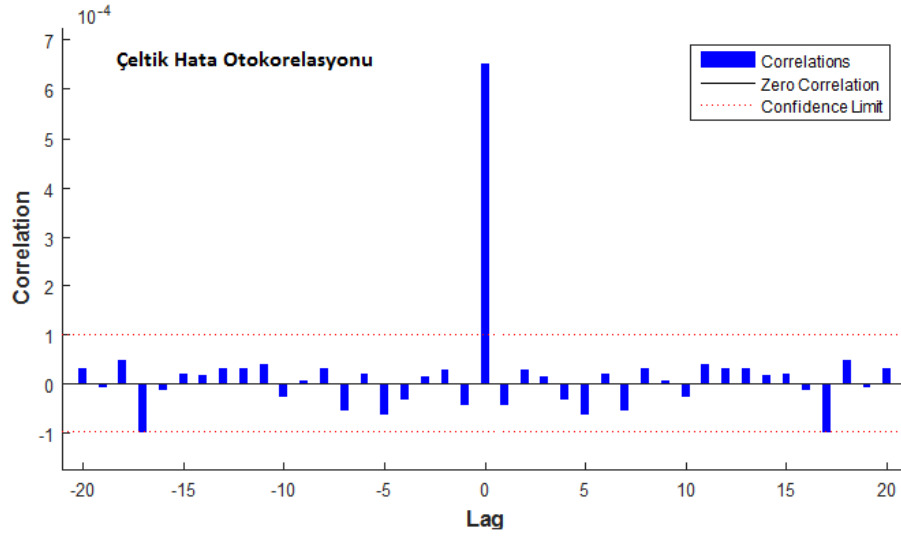


Şekil 18. Arpa Verileri YSA Model Sonuçlarına Göre Regresyon Grafikleri

Çeltik fiyatları için model seçimi gerçekleşmesi 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 değerlerin bir tane ve 0'da olmasına dikkat edilmiştir. Buna göre program modeli Şekil 19'da ve otokorelasyon grafiği Şekil 20'de gösterilmiştir.

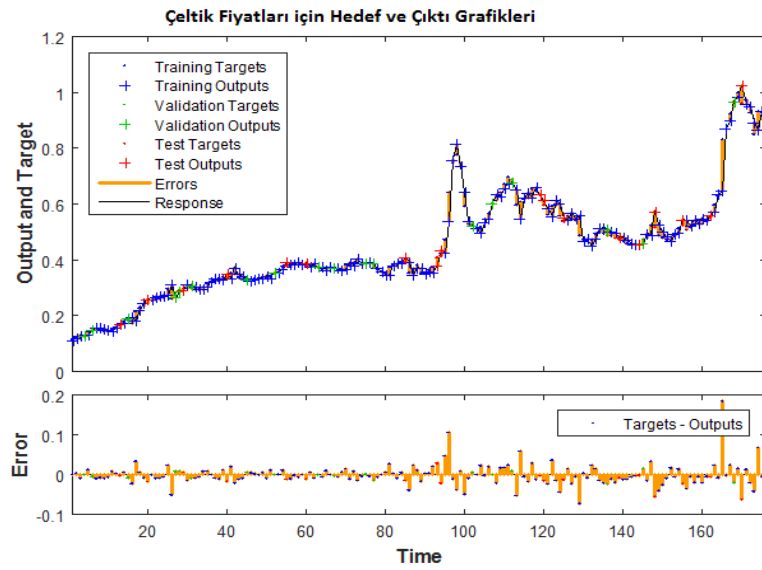


Şekil 19. Çeltik Fiyatları İçin Kullanılan YSA Modeli



Şekil 8. Çeltik Fiyatları Otokorelasyon Grafiği

Çeltik fiyatları için YSA modeliyle belirlenen test eğitim ve değerlendirme verilerinin uygunluğu aşağıda YSA hedef ve çıktı grafikleri Şekil 21'de görülmektedir.



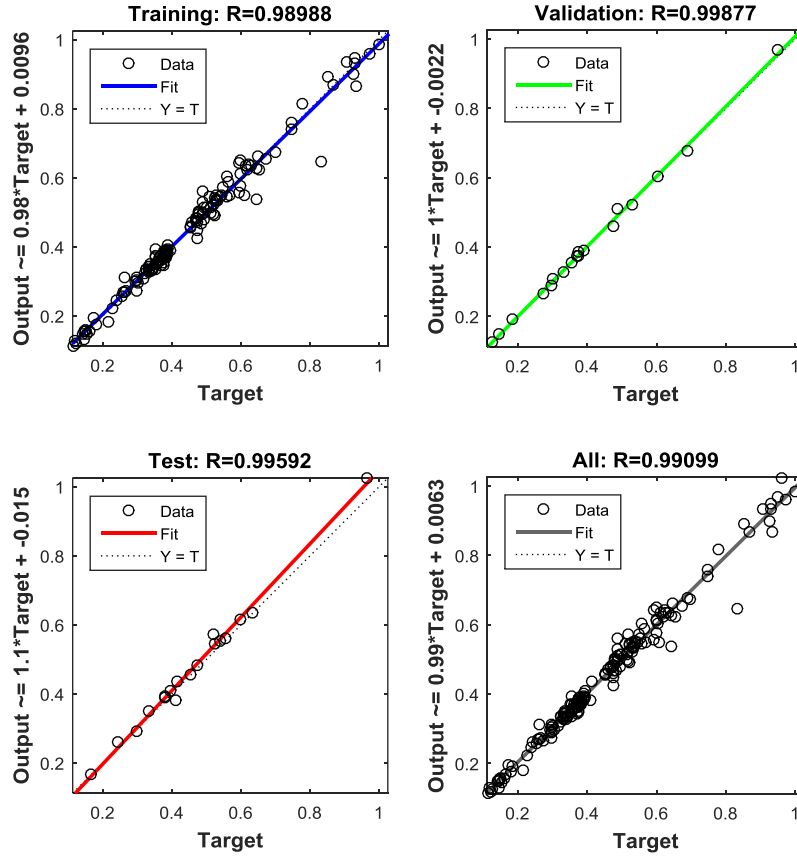
Şekil 21. Çeltik Fiyatları İçin YSA Hedef ve Çıktı Grafikleri

Karşılaştırma yapabileceğimiz hata ölçütleri aşağıdaki gibidir.

Tablo 15 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 Şekil 22'de verilmiştir. 1'e çok yakın olan değerler yine modelin uygunluğunu göstermektedir.



Şekil 22. Çeltik Verileri YSA Model Sonuçlarına Göre Regresyon Grafikleri

4.5. Modellerin Değerlendirilmesi

2000 yılı ocak ayından 2015 (2014 Aralık ayı hariç) yılına aralık kadar olan aylık buğday arpa ve çeltik fiyatları öncelikle geleneksel zaman serisi

analizlerinden trend analizi, holt üstel düzeltirme 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 değerleri Tablo 16'da sunulmuştur.

Tablo 1. Yöntemlerin Karşılaştırılması

MSE	BUĞDAY	ARPA	ÇELTİK
Trend Analizi	0,001800	0,001700	0,041900
Holts Üstel Düzeltirme	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 düzeltirme, 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.

5. SONUÇ

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 veri tabanından alınan çiftçinin eline geçen buğday arpa ve çeltik fiyatlarına ilişkin veri setleri öncelikle analiz edilmiş trendin varlığı gözlenmiş ancak düzenli bir mevsimsellik görülmemiştir. Minitab 17 programı yardımıyla trend analizi, Holt üstel düzeltirme yöntemi ve Box-Jenkins yöntemleri veri setlerine uygulanmıştır.

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

Yapay sinir ağıları modelleri belirlenirken Matlab 17 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 birçok gıda maddesinin ana hammadde 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 çalışmalar yapılabilir.

6. KAYNAKÇA

- ANDERSON, D. R., SWEENEY, D. J. ve WILLIAMS, T. A. (2011), *Essentials of Statistics for Business and Economics*, Sixth Edition, Cengage Learning, Ohio.
- AKDİ, Y. (2010), *Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler ve Kointegrasyon)*, Gazi Kitabevi, Ankara.
- AKMUT, Ö., AKTAŞ, R. ve BİNAY, H. S. (1999), *Öngörü Teknikleri ve Finans Uygulamaları*, Ankara Üniv. Siyasal Bilgiler Fakültesi Yayını, Ankara.
- ATASEVEN, B. (2013), "Yapay Sinir Ağları İle Öngörü Modellemesi", *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
- BEKİN, A. (2015), *Türkiye'de Bazı Temel Gıda Fiyatları İçin Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Tahmin Modellerinin Karşılaştırmalı Analizi*, Pamukkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Denizli.
- BENLİ, Y. K. ve YILDIZ, A. (2014), *Altın Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Yöntemleriyle Öngörüsü*, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler

- Dergisi, 42 (Ekim 2014), 213-224.
- ÇETİN, 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.
- FREEMAN, J. A. ve SKAPURA, D. M. (1991), *Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, USA.
- FU, L. (1994), *Neural Networks in Computer Intelligence*, McGraw-Hill, First Edition, New York.
- GRANGER, C. W. J. ve NEWBOLD, P. (1986), *Forecasting Economic Time Series*, Second Edition, Academic Press, Florida.
- JAYALAKSHMI, T. ve SANTHAKUMARAN, A. (2011), *Statistical Normalization and Back Propagation for Classification*, International Journal of Computer Theory and Engineering, 3(1), 1793-8201
- KELEŞOĞLU, Ö., EKİNCİ, C. E. ve FIRAT, A. (2005), "The Using Artificial Neural Networks in Insulation Computations", *Journal of Engineering and Natural Sciences*, 3, s. 58-66.
- KUTAY, F. (1989), *Zaman Serilerinde Tahmin Teknikleri ve Box-Jenkins Modelleri*, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Ankara.
- MILLS, T. C. (1990), *Time Series Techniques for Economists*, Cambridge University Press, London.
- MONTGOMERY, D. C., JENNINGS, C. L. ve KULAHCI, M. (2008), *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting* (Wiley Series in Probability and Statistics), John Wiley & Sons, Inc., New Jersey, s. 30.
- ÖZTAŞ, T. (2015), *Bulanık Zaman Serilerinin Talep Tahminlerinde Kullanılmasına Yönelik İşletme Uygulaması*, Pamukkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Denizli.
- ÖZTEMEL, E. (2003), *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul.
- PALIT, A. K. ve POPOVIC, D. (2005), *Computational Intelligence in Time Series Forecasting Theory and Engineering Applications*, Springer-Verlag, London.
- SEVÜKTEKİN, M. ve NARGELEÇEKENLER, M. (2010), *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi*, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara.
- TAYLOR, H. M. ve KARLIN, S. (1998), *An Introduction to Stochastic Modeling*, Third Edition, Academic Press, Massachusetts.
- YURTOĞLU, H. (2005), *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği*, (Basılmamış DPT Uzmanlık Tezi), Ankara.