

ALTIN FİYATININ ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ÖNGÖRÜSÜ¹

Yasemin KESKİN BENLİ

Doç. Dr., Gazi Üniversitesi, İ.İ.B.F., Uluslararası Ticaret Bölümü. ykeskin@gazi.edu.tr

Ayşe YILDIZ

Yrd. Doç. Dr., Gazi Üniversitesi, İ.İ.B.F., İşletme Bölümü. ayseyildiz@gazi.edu.tr

ÖZET: Altın fiyatının tahmini literatür ve uygulamada uzun zamandır ilgi çeken bir konudur. Bu nedenle altın fiyatının öngörüsü için farklı yöntemler kullanılmış ve birbirleriyle karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada da kendi gecikmeli değerlerine göre altın fiyatının belirlenmesi amacıyla zaman serisi yöntemlerinden basit üstel düzgünleştirme yöntemi, Holt'un doğrusal trend yöntemi, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) modeli ve yapay zeka yöntemi olan yapay sinir ağları kullanılmış ve karşılaştırma yapılmıştır. Analizde İstanbul Altın Borsası'ndan alınan aylık ağırlıklı ortalama altın fiyatları (\$/ons) kullanılmıştır. Veriler Ocak 1996-Aralık 2013 dönemini kapsamaktadır. Analiz sonucunda ARIMA modeli yapay sinir ağları modelinden daha başarılı bulunurken, yapay sinir ağları modelinin basit üstel düzgünleştirme yöntemi ve Holt'un doğrusal trend yöntemine göre daha başarılı bir tahmin performansı gösterdiği belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Altın Fiyatı, Basit Üstel Düzgünleştirme Yöntemi, Holt'un Doğrusal Trend Yöntemi, ARIMA Model, Yapay Sinir Ağları, Öngörü.

FORECASTING THE GOLD PRICE WITH TIME SERIES METHODS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT: Forecasting of gold prices has been an attracted issue in literature and practice for a long time. For this reason, different methods for forecasting of the price of gold have been applied and compared with each other. In this study, in order to determine the price of gold based on its lagged value, simple exponential smoothing method, Holt's linear trend method, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) method, which are time series methods and the Artificial Neural Networks (ANN), which is an artificial intelligence method, have been applied and made comparison of these methods. The monthly weighted average of the gold price (\$/ons) received from the Istanbul Gold Exchange has been used in the analysis. The data covered the period from January 1996 to December 2013. As a result of the analysis, ARIMA model has been found more successful than the ANN model but it has been determined that the ANN illustrated more successful forecasting performance with comparison of the simple exponential smoothing method and Holt's linear trend method.

Keywords: Gold Price, Simple Exponential Smoothing Method, Holt's Linear Trend Method, ARIMA, Artificial Neural Networks, Forecasting.

Jel Classifications: C45, C53, G17

1. Giriş

Ekonomistler, karar vericiler başta olmak üzere hemen herkes geleceğe ilişkin öngöründe bulunmak isterler. Özellikle yatırım kararı vermek durumunda olanlar borsa, döviz kuru, altın, enflasyon gibi ekonomik verilerin tahmini üzerinde yoğunlaşmışlardır. Bunun için regresyon, basit üstel düzgünleştirme, Holt'un doğrusal trend yöntemleri ve ARIMA gibi geleneksel tahmin yöntemlerini ve YSA modellerini kullanırlar. Basit üstel düzgünleştirme, Holt'un doğrusal trend yöntemi ve ARIMA uzun yıllar farklı değişkenlerin tahmini için kullanılmakla beraber bu yöntemlerin en büyük dezavantajı doğrusallık varsayımına dayalı olarak geliştirilmelidir. Ancak gerçek yaşamdaki verilerin birçoğu doğrusal olmayan özelliğe ve kriz dönemlerinde gözlemlendiği gibi zaman zaman yapısal kırılmaya sahip olmalarıdır. Bu nedenle doğrusallık varsayımına dayanmayan yeni tahmin yöntemleri geliştirilmeye çalışılmaktadır. Bu yöntemlerden son yıllarda sıkça kullanılanlardan birisi de Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleridir. YSA modellerinin tahmin başarısını ölçmek için de zaman serisi yöntemleriyle karşılaştırmalar yapılmakta, hangi modelin tahmin performansının daha iyi olduğu ampirik çalışmalarla belirlenmeye çalışılmaktadır.

Altın fiyatı yatırımcı ve karar vericiler tarafından gelecekteki değeri belirlenmek istenen önemli makro ekonomik değişkenlerden biridir. Altına yatırım genellikle uzun vadede enflasyon artışının etkilerinden, politik risklerden, krizden korunmak amacıyla ve kısa vadede fiyat dalgalanmalarından faydalanmak amacıyla yapılmıştır (Dirk ve McDermott, 2010). Dolayısıyla altın fiyatları her zaman yakından takip edilmiş ve gelecekteki değeri belirlenmeye çalışılmıştır. Ancak 2001 yılında altının ons fiyatının Ocak ayında 267 dolar iken 2011 yılının Ocak ayında 1,628 dolara ulaşmış olması, altın fiyatının ne kadar değişken olduğunu göstermektedir. Bu nedenle altın fiyatının tahminine yönelik farklı yöntemler kullanılarak birbirleriyle karşılaştırılmakta ve en iyi tahmin performansını gösteren yöntem belirlenmeye çalışılmaktadır. Bu çalışmanın amacı da zaman serileri analizlerinden basit üstel düzgünleştirme yöntemi, Holt'un doğrusal trend yöntemi, ARIMA modeli ile YSA modellerinin karşılaştırılmasıdır.

Çalışma 5 temel bölümü içermektedir. Girişin devamında zaman serisi yöntemleri ve YSA ile ilgili yapılan çalışmalara yer verilmiştir. Üçüncü bölümün birinci kısmında zaman serisi yöntemlerine ilişkin, ikinci kısmında ise YSA modeline ilişkin teorik

¹Bu çalışma 2012 yılında 16. Finans Sempozyumunda sunulan "Altın Fiyatının Yapay Sinir Ağları ve Zaman Serisi Yöntemleri ile Öngörüsü" başlıklı bildirinin, görüş ve öneriler doğrultusunda düzeltilmiş ve geliştirilmiş halidir.

bilgiler verilmiştir. Çalışmanın dördüncü bölümünü uygulama kısmı oluşturmaktadır. Uygulamanın birinci kısmında zaman serisi yöntemleri kullanılarak analiz gerçekleştirilmiştir, ikinci kısmında YSA modelinin analizi yapılmıştır. Daha sonra yöntemlerin tahmin performansları hata kareler ortalaması karekökü (HKOK) değerlerine göre karşılaştırılmıştır. Çalışma genel değerlendirme ve sonuç kısmı ile tamamlanmıştır.

2. Literatür

Literatürde YSA'nın tahmin performansını ölçmek için çoğu zaman ARIMA yöntemi başta olmak üzere geleneksel zaman serisi yöntemleriyle karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu çalışmalardan çoğu YSA modellerinin tahmin performansını geleneksel zaman serisi yöntemlerinden daha başarılı bulmuş iken bazıları geleneksel zaman serisi yöntemlerini başarılı bulmuştur, bazı çalışmalarda ise yöntemlerin birbirlerine karşı üstün olmadığı gözlemlenmiştir. Literatürdeki çalışmalardan bazıları aşağıda verilmiştir.

Erdoğan ve Kasap (2007) tarafından yapılan çalışmada YSA'nın zaman dizileri kestiriminde kullanımı ele alınmıştır. YSA ile ARIMA (Box Jenkins) yöntemi 3, 7 ve 12 dönemlik kestirim performansları açısından karşılaştırılmıştır. Tüm kestirim dönemlerinde YSA'nın ARIMA yöntemine göre daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Çuhadar vd., (2009) tarafından yapılan çalışmada ise zaman serisi yöntemlerinden olan üstel düzgünleştirme ve ARIMA yöntemleri ile farklı mimarilere sahip YSA modellerinin tahmin doğrulukları karşılaştırılmış ve YSA modelinin en yüksek doğruluğu sağladığı görülmüştür. Kükrer ve Cöğür (2013) yaptıkları çalışmada Ocak 2005-Aralık 2012 dönemi verilerini kullanarak 2013-2016 yılları arasında İzmir limanına gelecek yabancı turist sayısını belirlemek amacıyla YSA ve ARIMA modellerini kullanmışlar ve YSA modelinin daha iyi performans gösterdiğini bulmuşlardır. Chakradha ve Simhon (2007) Ruble/USA döviz kuru için yaptıkları çalışmada zaman serisi yöntemlerine göre YSA modelini daha başarılı bulmuşlardır. Ataseven (2013) farklı ürün tahminlerine ait yaptığı çalışmada YSA ve ARIMA modellerinin tahmin performansını karşılaştırmış ve YSA modelinin daha iyi sonuçlar verdiğini bulmuştur. Özalp ve Anagün (2001) tarafından yapılan çalışmada sektörel hisse senedi tahmini için 1996-2001 verileri ile üstel düzgünleştirme yöntemleri, regresyon ve YSA modelleri kullanılmış ve yapılan karşılaştırma sonucunda YSA modeli üstün çıkmıştır. Uçar (2001) tarafından Türkiye enflasyonu ve döviz kuru tahmini için yapılan çalışmada YSA modeli ARIMA yöntemine göre daha üstün bulunmuştur. Karamollah, Mehrbakhsh ve Othman (2012) tarafından İran borsasının tahmini için yapılan çalışmada yine YSA modeli ARIMA yöntemine göre daha üstün bulunmuştur. Rosengila, Luna, Lima ve Silveira (2010) Brezilya borsası için 2005-2008 döneminde günlük verileri kullanarak YSA modeli ile ARIMA yöntemini karşılaştırmışlar ve YSA modelinin daha üstün tahmin performansına sahip olduğunu belirlemişlerdir.

Literatürde çok az sayıda çalışma geleneksel zaman serisi yöntemlerinin tahmin performansını YSA modeline göre daha yüksek bulmuştur. Düzgün (2008), 1987 ve 2007 dönemlerindeki Türkiye gayrisafi milli hasıla tahmini için yaptığı çalışmada ARIMA yönteminin tahmin performansının YSA modeline göre daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir. Irmak, Köksal ve Asilkan (2012) tarafından hasta sayısının tahmini için yapılan çalışmada ise Winter üstel düzgünleştirme yönteminin YSA modeline göre daha iyi sonuç verdiği bulunmuştur. Nitin, Saxena ve Pardasani (2011) Hindistan Borsası için farklı ARIMA ve YSA modelleri geliştirmişler ve ARIMA modelinin daha üstün tahmin performansı gösterdiğini belirlemişlerdir.

Bazı çalışmalarda ise her iki yöntemin birbirlerine karşı belirgin bir üstünlüğü olmadığı ortaya konmuştur. Nazif ve Karaçuka (2011) Türkiye'deki enflasyon tahmini için farklı zaman serisi yöntemleri ve YSA modeli kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda kısa dönemli statik tahminlerde zaman serisi yöntemlerini, uzun vadeli dinamik tahminlerde ise YSA modelini daha başarılı bulmuşlardır. Sharma ve Patil (1992) yetmiş beş seri üzerinde yaptıkları çalışmada YSA modeli ile ARIMA yönteminin tahmin performanslarının birbirine yakın sonuçlar verdiğini bulmuşlardır. Kaynar ve Taştan (2009) tarafından günlük ve aylık döviz kuru tahmini için yapılan çalışmada aylık tahminde ARIMA yönteminin, verilerin daha fazla olduğu günlük tahminde ise YSA modelinin daha başarılı tahmin performansı gösterdiği belirlenmiştir. Nourbakhsh, Rostami, Arshadi, Sarlak ve Almasi (2013) 2006-2010 dönemi Tahran borsasının tahminine ilişkin yaptıkları çalışmada ARIMA yöntemi ve YSA modelinin tahmin başarılarında belirgin bir fark bulamamışlardır. Assem (2011), 2007-2010 Filistin borsasına ait Al-Quds indeksinin günlük verilerini kullanarak yaptığı çalışmada ARIMA modelinin YSA modeli kadar iyi tahminde bulunabileceğini belirtmiştir.

3. Kullanılan Yöntemler

Zaman serisi yöntemleri birçok farklı değişkenin tahmini için uzun yıllardır kullanılan yöntemlerdir. Bu yöntemlerin başında, basit üstel düzgünleştirme yöntemi, Holt'un doğrusal trend yöntemi ve Box Jenkins tarafından ortaya konan ARIMA modelleri gelmektedir.

3.1. Zaman Serisi Yöntemleri

3.1.1. Düzgünleştirme Yöntemleri

Düzgünleştirme yöntemlerindeki temel varsayım, geçmişte gözlemlenen yapının gelecekte de devam edeceğidir. Bu yapıdan sapmalar, hata paylarının bazı katsayılarla düzgünleştirilerek modele dahil edilmesiyle giderilmeye çalışılır.

a) Basit Üstel Düzgünleştirme Yöntemi

Bunlardan en çok kullanılan basit üstel düzgünleştirme yöntemi, geçmişteki hata paylarını ağırlandırarak verilerin analize daha uygun hale gelmesini sağlar. Bu hata paylarının geçmişteki gözlem değerlerine etkisi üstel bir şekilde azalmaktadır.

Basit üstel düzgünleştirme yöntemi denklem (1) ile gösterilebilir.

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha) F_t \quad (1)$$

Denklemden,

F_{t+1} : Bir sonraki dönem tahmin değerini

α : Düzgünleştirme katsayısını

Y_t : Dönemde gerçekleşen değeri

F_t : Dönemdeki tahmin değerini göstermektedir.

Modelde 0 ile 1 arasında değer alabilen alfa değerinin doğru belirlenmesi tahmin performansı açısından önemlidir. Alfa büyüdükçe zaman serisinde son değişimlere daha hızlı cevap verme sözkonusu iken, düzgünleştirme oranı azalacaktır (Arsham, 2000).

b) Holt'un Doğrusal Trend Yöntemi

Bu yöntem zaman serisinin ortalama ve büyüme oranı değiştiğinde kullanılacak uygun bir yöntemdir. Dolayısıyla modelde değişen ortalama ve büyüme oranının tanımlanması gerekir. Modele ilişkin geliştirilen denklemler 2-4 arasında gösterilmiştir.

$$F_{t+n} = L_t + nT_t \quad (2)$$

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (3)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (4)$$

Görüldüğü gibi t+1 döneminin tahmini için t dönemindeki düzeyini (beklenen değerini) gösteren L_t , t dönemindeki trendi gösteren T_t terimlerinden yararlanılmaktadır. 0 ile 1 arasında belirlenen α ve β katsayıları da sırasıyla düzey ve trend düzgünleştirme katsayılarını göstermektedir (Bowerman, O'Connel ve Koehler, 2005:357).

3.1.2. ARIMA Model

Box Jenkins yöntemi olarak da bilinen ARIMA modeli, doğrusal zaman serilerinin analizinde en çok bilinen ve en çok kullanılan yöntemlerden biridir. Bu yöntemdeki yaklaşımda bağımlı değişkenin, kendi gecikmiş değerleri ile rassal hata terimi tarafından açıklandığı varsayılır. ARIMA model belirleme, model parametresi belirleme ve model uygunluğunu test etme şeklinde tekrara dayalı üç aşamayı içeren bir sürece dayalıdır (Box ve Jenkins, 1976). Bu aşamalardan sonra model tahmin amacıyla kullanılabilir.

1. Model Belirleme Aşaması: ARIMA modelinin uygulanabilmesi için zaman serisinin hem ortalamada hem de varyansta durağan olması gerekir. Durağan olmayan yani bir kesimden diğer bir kesime büyük değişiklikler gösteren serilere belirli olasılık kuralları uygulanamaz ve seri belirli bir modelle gösterilemez. Bu nedenle seri durağan değilse fark alma, logaritmasını alma vb. bazı dönüşüm yöntemleri kullanılarak durağan hale dönüştürülmelidir. Seri durağan hale dönüştüğünde kalıntı değerleri sifıra yaklaşır ve belirli bir yapı göstermez. Bu hata teriminin saf, beyaz gürültü olduğu anlamına gelir (Akmüt vd., 1999). Bu nedenle ilk aşamada serinin durağan olup olmadığına belirlenmelidir. Serinin durağanlığını test etmenin en kolay yolu serinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonlarını gösteren korelogram grafiklerini incelemektir. Korelogram grafikleri serinin belirlenen güven aralığı içinde kaldığını göstermesi durumunda, serinin durağan bir yapıya sahip olduğu söylenebilir. Ayrıca korelogram grafiklerinin serinin durağanlığı konusunda yeterince fikir vermemesi durumunda Q testleri, Genişletilmiş Dickey Fuller testi (ADF) vb. istatistiksel testlerin de sıklıkla kullanıldığı görülmektedir.

Durağan zaman serileri oluşturulduktan sonra geçici model tanımlanabilir. AR, MA ve ARMA modeller olmak üzere üç temel model vardır. AR ve MA modellerine düzenli fark alma işlemi uygulandığında ARIMA modeller oluşturulur AR ve MA arasındaki "I" notasyonu fark alma işlemi belirtir.

BoxJenkins (1976) ARMA(p,q) modeli aşağıdaki denklemde gösterildiği şekildedir.

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}. \quad (5)$$

Modelin $\phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p}$ parametreleri değişkenlerin kendi gecikmeli değerlerini gösteren AR (Autoregressive) kısmını,

modelin $-\theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$ parametreleri ise hata değerini gösteren MA (Moving Averages) kısmını oluşturmaktadır.

Modelin belirlenmesi için serilerin otokorelasyonları ile kısmi otokorelasyonlarını gösteren korelogram grafikleri incelenerek alternatif (geçici) modeller oluşturulur. Otokorelasyon üssel olarak sifıra doğru azalıp kayboluyorsa AR modeli; eğer kısmi otokorelasyon fonksiyonu üssel olarak sifıra doğru düşüp kayboluyorsa MA modeli seçilmelidir. AR modelinin derecesi, kısmi otokorelasyon fonksiyonun anlamlı şekilde sifırdan farklı olduğu nokta iken, MA modelinin derecesi ise otokorelasyonun anlamlı şekilde sifırdan farklı olduğu noktadır. Hem otokorelasyon hem de kısmi otokorelasyon sifıra doğru yaklaşır kayboluyor ise ARMA modeli oluşturulmalıdır (Madridakis ve Wheelwright, 1989).

2. Model Parametrelerinin Belirlenmesi Aşaması: ARMA denkleminde gösterilen modelin parametreleri $\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_p$ en küçük kareler, en çok olabilirlik gibi yöntemler kullanılarak paket program aracılığıyla belirlenir. Bu parametre değerlerinin anlamlılıkları da program aracılığıyla test edilebilir.

3. Modelin Uygunluğunun Test Edilmesi Aşaması: Belirlenen modellerin tahminde kullanılabilmesi için bazı şartları sağlaması gerekir Öncelikle modelin kalıntılarının (hatalarının) beyaz gürültü olup olmadığı test edilmelidir. Beyaz gürültü özelliğindeki

hataların sıfır ortalamaya, sabit varyansa sahip olması ve hatalar arasında otokorelasyonun olmaması gerekir. Kalıntı analizi için Q testleri ve otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon korelogramlardan yararlanır. Q testleri sonucu bulunan katsayılar istatistiksel olarak anlamlı değil ve otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon korelogramları belirli bir güven aralığı içindeyse kalıntıların rassal olduğu ve beyaz gürültü özelliğine sahip olduğu söylenebilir (Arsham, 2000). Birden fazla model uygun çıkarsa cimrilik prensibi gereği Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Schwarts Bilgi Kriteri (SIC) vb. bilgi kriterleri kullanılabilir (Box ve Jenkins, 1976). Ayrıca R^2 , F istatistiği, parametrelerin anlamlılıklarını test eden istatistiksel değerleri de kontrol edilmelidir.

Belirlenen modelin parametre değerleri belirlenip uygunluğu da test edildikten sonra model tahmin amacıyla kullanılabilir.

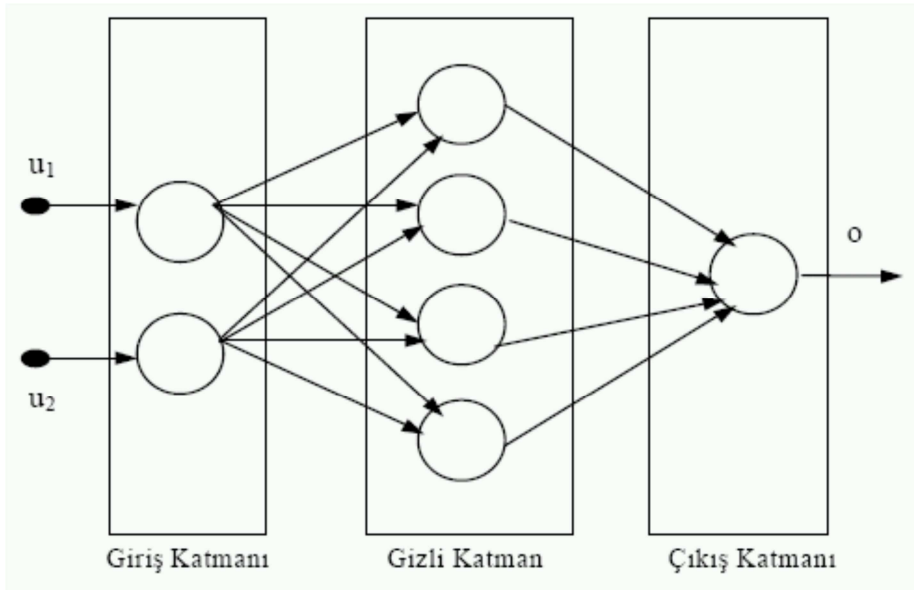
3.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan kendiliğinden gerçekleştirmek amacı ile biyolojik sinir ağlarından esinlenilerek geliştirilen bilgisayar sistemleridir (Fausett, 1994:3; Öztemel, 2003:30). İnsan beynine benzer şekilde öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda uygulanmaktadır. Yapay sinir ağları örneklerden elde ettikleri bilgiler ile kendi deneyimlerini oluşturur ve daha sonra benzer kararları verirler.

Yapay sinir ağı modeli birbirleriyle bağlantılı olan nöronların bulunduğu katmanlardan oluşmaktadır. Temelde bu katmanlar; giriş katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç tanedir. Ağın kaç katmandan oluştuğu ve bu katmanlarda yer alacak nöron sayıları, ağın mimarisi olarak adlandırılmaktadır. Yapay sinir ağının mimarisi, ağın performansını etkilemektedir.

İleri beslemeli sinir ağı yapısı Şekil 1'de verilmiştir. İlk katman girdi değişkenlerinden oluşan giriş katmanıdır. Son katman çıktılarının yer aldığı çıktı katmanıdır. Arada bulunan gizli katman ise dış ortamla bağlantısı olmayan nöronlardan oluşur ve bu nöronlar girdi katmanındaki sinyalleri çıktı katmanına gönderirler. Ağın çıktı değeri, girdilerin ağırlıklandırılmış toplamının bir aktivasyon fonksiyonundan geçmesi ile hesaplanmaktadır. Aktivasyon fonksiyonunun seçimi oldukça önemlidir. Yaygın olarak kullanılan fonksiyon tipleri, doğrusal, rampa, eşik ve sigmoid fonksiyonlarıdır (Güneri ve Apaydın, 2004:174).

Şekil 1:İleri Beslemeli Sinir Ağı Yapısı



Kaynak: Fırat ve Güngör, 2004:3273

İşleyiş şekillerine göre yapay sinir ağları, ileri beslemeli ve geri beslemeli ağlar olmak üzere ikiye ayrılırlar. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında sinyaller sadece tek bir yönde, girdi katmanından çıktı katmanına doğru yönelir. Geri beslemeli ağlarda bir tür geri besleme işlemi vardır. Bu ağ yapılarında sinyalin yönü girdi katmanından çıktı katmanına doğrudur. Ancak aynı zamanda, bir katman üzerinde yer alan nöronlar, kendisinden, katmandaki diğer nöronlardan ya da diğer katmanlardaki nöronlardan sinyal alabilmektedir (Elmas, 2003:63; Güneri ve Apaydın, 2004:175). Zaman serilerinde en yaygın kullanılan yapay sinir ağı türü üç tabakalı ileri beslemeli modeldir. Tek değişkenli zaman serileri için ağın girdileri geçmiş veya gecikmeli değişkenler, çıktısı ise tahmin değeridir (Eğrioğlu ve Aladağ 2005:2).

Ağdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanan bilginin istenen bir işlevi yerine getirecek biçimde ayarlanması, yapay sinir ağlarında öğrenme süreci olarak bilinir. Diğer bir ifadeyle, başlangıçta rastgele olarak belirlenen ağın ağırlık değerleri, öğrenme süreci sonunda ayarlanarak çıktılar elde edilir. Öğrenme için kullanılan farklı algoritmalar vardır. Temel olarak bu öğrenme algoritmaları danışmanlı ve danışmansız olarak iki gruba ayrılır. Danışmansız öğrenmede, girdi değişkenlerine karşılık çıktı değişkenleri belirtilmez. Ağırlıklar ağ tarafından kendiliğinden ayarlanır. Danışmanlı öğrenmede ise girdi değişkenlerine karşılık çıktı değişkenleri de ağa bilgi olarak yüklenir. Ağ, bağlantı ağırlıklarını düzenlerken, ağ çıktısı ile hedef çıktı arasındaki fark en küçük olacak biçimde ayarlama yapar. Danışmanlı öğrenmeyi kullanan sinir ağları için en yaygın olan öğrenme algoritması geri yayılım algoritmasıdır. Ağın en iyi performansı gösterebilmesi için, geri yayılım algoritmasında kullanılan öğrenme

parametresinin seçimi önemlidir (Güneri ve Apaydın, 2004:175). Zaman serilerinde genellikle danışmanlı öğrenim algoritmalarından geri yayılım algoritması tercih edilmektedir.

Zaman serilerinde YSA ile öngörü altı adımlık bir süreçte aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Günay, Eğrioğlu ve Aladağ, 2007:131):

Adım 1. Verinin ön işlenmesi

İlk olarak veriler,

$$x'_i = \frac{x_i - \text{Min}(x_i)}{\text{Max}(x_i) - \text{Min}(x_i)} \quad (6)$$

dönüşümü ile [0,1] aralığına dönüştürülür. Burada x_i , girdi değerlerini göstermektedir.

Adım 2. Veri organizasyonu

Verilerin eğitim, geçerlilik ve test setlerine ayrımı gerçekleştirilir. Bu setlerin veri setinin yüzde kaç olacağı tespit edilir.

Adım 3. Modelleme

Bu adımda, uygulamada kullanılacak olan YSA modeli oluşturulur. Model oluşturulurken, girdi, gizli ve çıktı tabakası sayısı, bu tabakalarda yer alacak nöron sayısı, aktivasyon fonksiyonu, öğrenme algoritması, öğrenme algoritmasına ilişkin parametreler ve performans ölçütü belirlenir.

YSA'nın girdi değerlerini gecikmeli zaman serileri oluşturmaktadır. X_t zaman serisi için girdi değerleri oluşturulurken, girdi tabakasındaki nöron sayısı m olmak üzere, m tane gecikmeli zaman serisi $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-m}$ biçiminde oluşturulur.

Gizli tabaka ağıın temel işlevini gören tabakadır. Bazı uygulamalarda ağda birden fazla gizli tabaka bulunabilir. Gizli tabaka sayısı ve tabakalardaki nöron sayısı probleme göre değişir, tamamen ağ tasarımcısının kontrolindedir ve onun tecrübesine bağlıdır. Bu tabaka girdi tabakasından aldığı ağırlıklandırılmış veriyi probleme uygun bir fonksiyonla işleyerek birsonraki tabakaya iletir. Bu tabakada gereğinden az sayıda nöron kullanılması giriş verilerine göre daha az hassas çıkış elde edilmesine sebep olur. Aynı şekilde, gerektiğinden daha çok sayıda nöron kullanılması durumunda da aynı ağda yeni tip veri gruplarının işlenmesinde zorluklar ortaya çıkar (Fırat ve Güngör, 2004: 3272-3273).

Adım 4. En iyi ağırlık değerlerinin hesaplanması

YSA modeli belirlenirken Adım 3'te seçilen öğrenme algoritmasının eğitim seti üzerinde uygulanması ile en iyi ağırlık değerleri bulunur. Bu değerlerin kullanılması ile YSA modelinin çıktı değerleri hesaplanır.

Adım 5. Performans ölçütünün hesaplanması

Bu adımda YSA modelinin test setine ilişkin öngörüler elde edilir. Test setinin öngörülerini ile test setindeki verilerin arasındaki farka dayalı olarak, seçilen performans ölçütü hesaplanır.

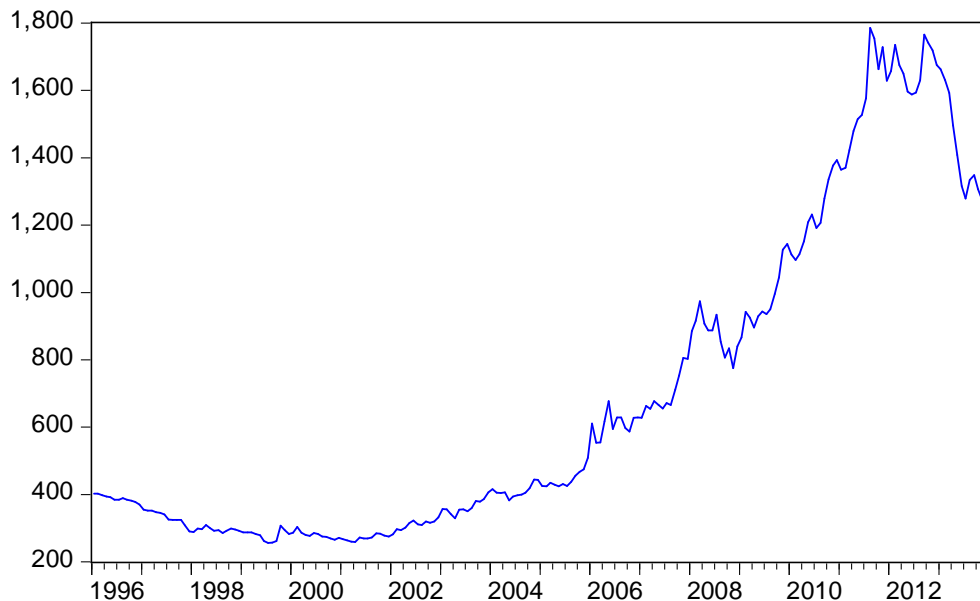
Adım 6. Öngörü

Son olarak, Adım 4'te bulunan en iyi ağırlık değerleri kullanılarak gelecek için öngörü değerleri elde edilir.

4. Uygulama

Çalışmanın verileri İstanbul Altın Borsasından alınan aylık ağırlıklı ortalama altın fiyatları (\$/ons)'dır. Veriler Ocak 1996-Aralık 2013 dönemini kapsamaktadır. Verinin dönem boyunca gösterdiği yapı Şekil'2 de gösterilmiştir.

Veriler (ABD Doları/Ons)



Çalışmada YSA modeli ile basit üstel düzgünleştirme yöntemi ve Holt'un doğrusal trend yöntemi ve ARIMA modelinden hangisinin bu yapıyı yakalamada daha başarılı olduğu belirlenmeye çalışılmıştır. Bunun için Ocak 1996 ile Nisan 2012 dönemine ait veriler modellerin belirlenmesi için ve Mayıs 2012-Aralık 2013 dönemindeki veriler de tahmin için kullanılmıştır. Daha sonra denklem (7)'de gösterilen formül kullanılarak HKOK değeri üzerinden yöntemlerin tahmin performansları ölçülmüştür.

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

Bu formülde y_i , gerçek değerler; \hat{y}_i , ağdan elde edilen çıktı değerleri ve n veri sayısıdır. HKOK değeri daha düşük olan modelin daha iyi performans gösterdiği varsayılmıştır.

4.1. Zaman Serisi Yöntemleri

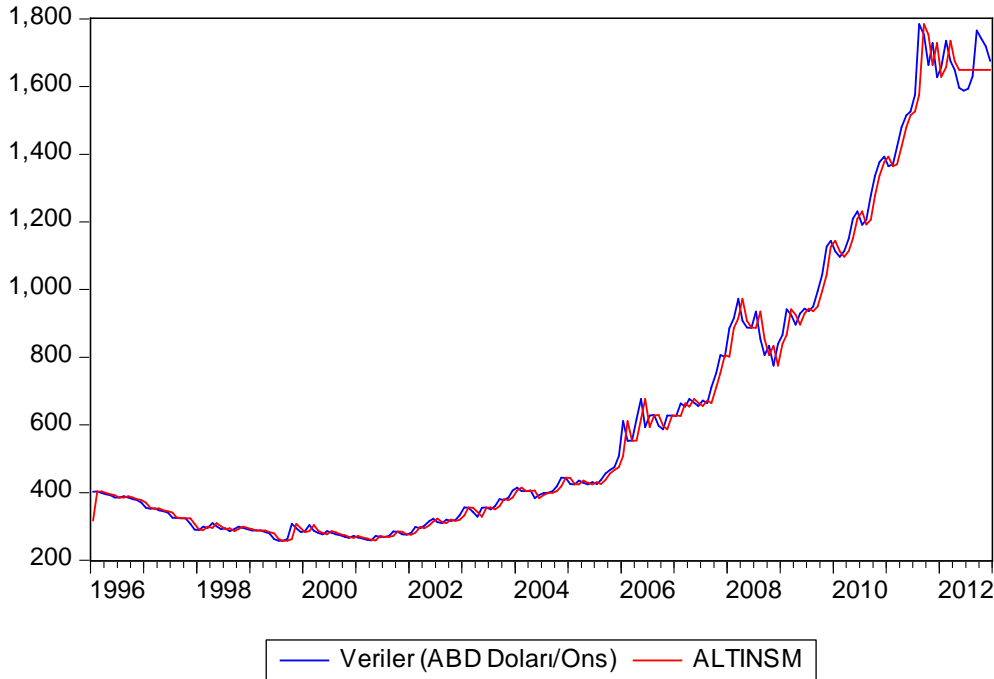
4.1.1. Düzgünleştirme Yöntemleri

Düzgünleştirme yöntemlerindeki temel varsayım, geçmişte gözlemlenen yapının gelecekte de devam edeceğidir. Bu yapıdan sapmalar, hata paylarının bazı katsayılarla düzgünleştirilerek modele dahil edilmesiyle giderilmeye çalışılır.

a) Basit Üstel Düzgünleştirme Yöntemi

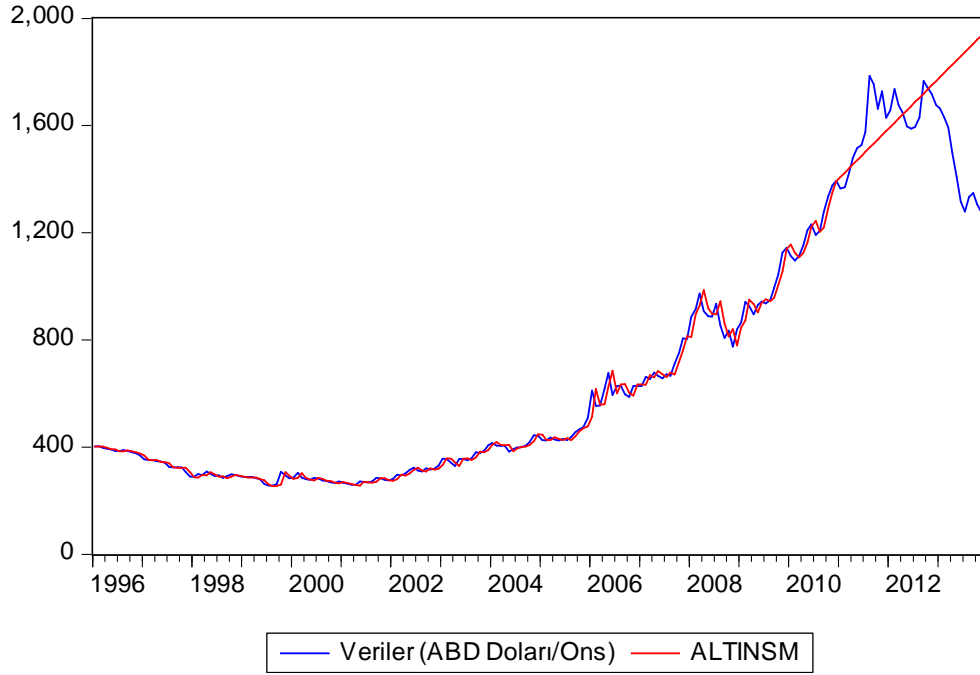
Bu yöntemde geçmiş dönemlere göreceli olarak azalan oranda ağırlık verilir ve bu ağırlıkların değeri kullanılarak belirlenmeye çalışılır. Yöntem denklem 1'de görüldüğü gibi oldukça basit bir formülle hesaplanır ancak α düzgünleştirme katsayısının uygun belirlenmesi doğru tahmin için oldukça önemlidir. Optimal α değeri modelin performans ölçütü olarak belirlenen hata değerlerini değerini minimize eden değer olarak kabul edilir. Çalışmada bu ölçüt HKOK olarak kabul edildiğinden bu değeri minimize eden α değeri en uygun değer olarak alınmıştır. E-Views paket program kullanılarak gerçekleştirilen analiz sonucunda optimal α değeri 0,99 olarak belirlenmiş diğer bir deyişle son değerlere verilen ağırlık yüksek tutularak seri düz bir yapı haline getirilmiştir. Bunun sonucunda elde edilen HKOK değeri 0,35 bulunmuştur. Altın fiyatının basit üstel düzgünleştirme yöntemine göre tahmin değerleri ile gerçekleşen değerlerinin karşılaştırılması Şekil 3'de verilmiştir.

Şekil 3: Altın Fiyatının Basit Üstel Düzgünleştirme Yöntemine Göre Tahmin Değerleri ile Gerçekleşen Değerlerin Karşılaştırılması



b) Holt'un Doğrusal Trend Yöntemi

Şekilden altın fiyatlarının yükselen bir trende sahip olduğu gözlemlenmektedir. Bu nedenle trend etkisini yansıtmak amacıyla Holt'un doğrusal trend yöntemi de kullanılmıştır. Bunun hesaplanması için (2-4) denklemlerinden yararlanılmıştır. Tahminin en iyi sonucunu vermesi için α ve β katsayılarına doğru değerler atanması çok önemlidir. Bu nedenle HKOK değerini minimize edecek α ve β değerleri bulunmuştur. Bunun için yine E-Views paket program tarafından belirlenen $\alpha=0,99$ ve $\beta=0,07$ değerleri kullanılmıştır. Sonuçta Şekil 4'te görüldüğü üzere gerçek değerlere daha yakın değerler bulunmuş ve daha düşük HKOK (0,32) elde edilmiştir. Altın fiyatının Holt'un doğrusal trend yöntemine göre tahmin değerleri ile gerçekleşen değerlerin karşılaştırılması Şekil 4'de verilmiştir.



Şekil 4: Altın Fiyatının Holt'un Doğrusal Trend Yöntemine Göre Tahmin Değerleri ile Gerçekleşen Değerlerin Karşılaştırılması

4.1.2. ARIMA Model

ARIMA model belirleme, model parametre değerlerini belirleme ve modelin uygunluğunun test edilmesi olmak üzere üç temel aşamayı içermektedir. Bu aşamalar E-Views paket program kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

1. Model Belirleme Aşaması: Bu aşamada öncelikle serinin durağan bir yapıya sahip olup olmadığı belirlenmiştir. Bunun için serinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon korelogram grafikleri incelenmiştir. Korelogram grafikleri serinin durağan bir yapıya sahip olmadığını açık bir şekilde ortaya koyduğundan diğer Q ve ADF testlerinin kullanılmasına gerek kalmamıştır. Durağan olmayan serinin yükselen trendini ve değişen varyansını ortadan kaldırmak amacıyla önce logaritması daha sonra elde edilen log değerleri üzerinden birinci dereceden farkları alınmıştır. Dönüştürülmüş yeni serinin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon korelogramları incelendiğinde serinin durağan bir yapıya dönüştüğü gözlemlenmiştir. Sonraki aşamada durağan yapıya dönüştürülen seri üzerinden geçici ARMA modelleri elde edilmeye çalışılmıştır. Bunun için logaritması ve farkı alınmış serinin korelogramları incelendiğinde hem otokorelasyon hem de kısmi otokorelasyon fonksiyonlarında 2. dönemlerin belirgin şekilde bir çıkıntıya sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu nedenle bu değişkenlerin farklı kombinasyonları için farklı modeller denenmiştir. Belirlenen kombinasyonlar içinde anlamlı parametre değerlerine sahip, beyaz gürültü özelliğindeki kalıntı değerlerini veren, en düşük AIC ve SIC bilgi kriterini sağlayan modelin AR(2) ve MA(2) olduğu bulunmuştur.

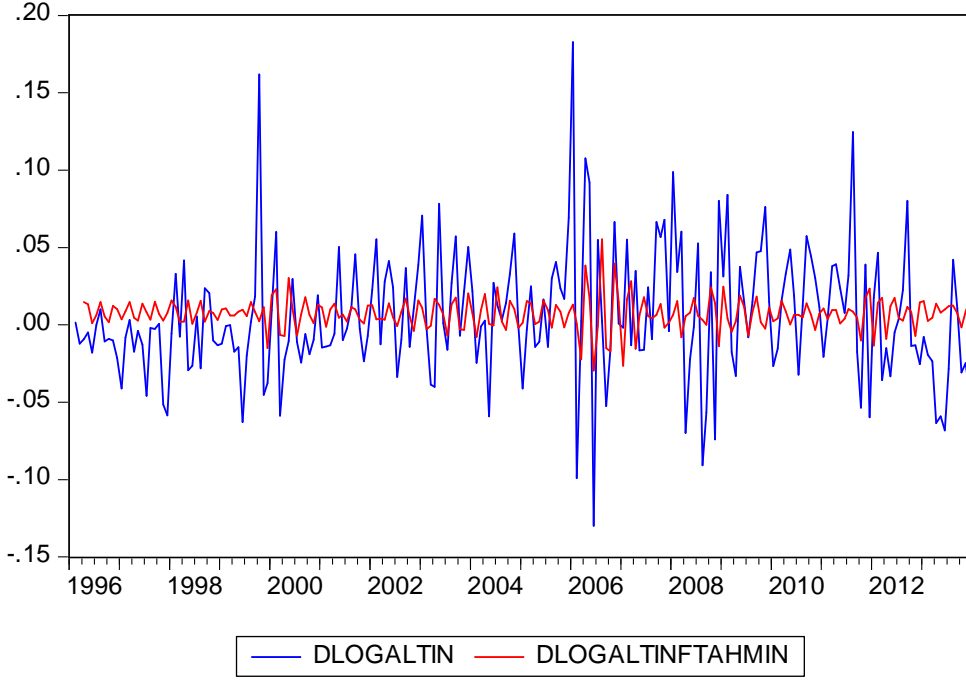
2. Model Parametre Değerlerini Belirleme: Modelin belirlenmesinden sonra paket program aracılığıyla tahmin dönemi için parametre değerleri ile anlamlılıkları elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo1'de gösterilmiştir.

Tablo1: ARIMA Modeli ve Performans Değerlendirme Sonuçları

<i>DLOG_ALTIN</i>	<i>Katsayı</i>	<i>Standart Hata</i>	<i>t İstatistik</i>	<i>Olasılık</i>
Katsayı	5.599	2.023	2.766	0.006
AR(1)	-0.611	0.156	-3.914	0.000
AR(2)	-0.837	0.130	-6.401	0.000
MA(1)	0.699	0.170	4.107	0.000
MA(2)	0.800	0.149	5.347	0.000
AIC: -3,534		SIC: -3,445		

Tablo1' den görüldüğü üzere katsayı değişkeni de dahil olmak üzere değişkenler anlamlı olarak bulunmuştur.

3. Modelin Uygunluğunun Test Edilmesi: Model tahmin amacıyla kullanılmadan önce kalıntı analizi yapılmış ve kalıntıların korelogramlarının incelenmesi sonucunda beyaz gürültü özelliğine sahip oldukları gözlemlenmiştir. Böylece elde edilen modelin tahmin amacıyla kullanılabilir bir yapıda olduğu belirlenmiştir. Tahmin sonuçlarının gerçekleşen değerlerle karşılaştırma sonuçları ise Şekil 4'de gösterilmiştir.



Şekil 4: Altın Fiyatının ARIMA (2,1,2) Tahmin Modeli ile Gerçekleşen Değerlerinin Karşılaştırılması

Şekil 4'den görüldüğü üzere belirlenen ARIMA modelinin normal dönemler için kısmi başarı elde ederken, uç değerlerin olduğu kriz dönemlerinde gerçek değeri yakalamada başarısız olduğu gözlemlenmiştir.

4.2. Yapay Sinir Ağları

Analiz için Neural Connection paket programı kullanılmıştır. Analiz adımları aşağıdaki gibidir:

Adım 1. İlk önce veriler (1) eşitliği ile [0,1] aralığına dönüştürülmüştür. Analiz sonunda [0,1] aralığına dönüştürülmüş veriler gerçek veri olarak değerlendirilerek bu değerler üzerinden yorum yapılmıştır.

Adım 2. Veri setindeki toplam veri sayısı 204' tür Veri setinin ilk %80'lik kısmı eğitim, sonraki %10'u geçerlilik ve son %10'luk kısmı ise test seti olarak belirlenmiştir. Buna göre 163 veri eğitim, 21 veri geçerlilik ve 20 veri de test için kullanılmıştır.

Adım 3. Model tek girdi tabakası, tek gizli tabaka ve tek çıktı tabakasından oluşan ileri beslemeli bir ağıdır. Aktivasyon fonksiyonu sigmoid fonksiyonu olarak seçilmiştir. Öğrenme algoritması geri yayılım algoritmasıdır ve öğrenme oranı 0,9'dur. Performans ölçütü, HKOK olarak belirlenmiştir.

Bu adımda, tabakalarda yer alacak nöron sayıları da tespit edilmektedir. Çıktı tabakasından bir nöron yer almaktadır. Çalışmada aylık veriler bulunduğu için 12 gecikmeli zaman serisinin kullanılması uygun bulunmuştur. Buna göre girdi tabakasından yer alacak nöronların sayısı 12 olarak belirlenmiştir. Gizli tabakadaki nöron sayısının seçimi için, nöron sayısının 1 ile 12 arasında değiştiği 12 durum değerlendirilmiştir. Uygulama yapılarak, test setinden elde edilen HKOK değerleri hesaplanmıştır. Mimari yapılar ve test setinden hesaplanan HKOK değerleri Tablo 2'de verilmiştir. En küçük HKOK değerine sahip model mimari yapıyı oluşturmuştur. Tablo 2'de görülen mimari yapıda, ilk değer girdi tabakasındaki nöron sayısı, ikinci değer gizli tabakadaki nöron sayısı, üçüncü değer ise çıktı tabakasındaki nöron sayısıdır. En küçük HKOK değeri 0,061766 olup, buna sahip olan mimari yapının 12-12-1 olduğu görülmüştür. Buna göre, girdi tabakasından 12 nöron, gizli tabakada 12 nöron ve çıktı tabakasından 1 nöron bulunmaktadır.

Tablo 2: Yapay Sinir Ağı Modelinden Hesaplanan Test Setine İlişkin HKOK Değerleri

Mimari Yapı	Test Seti için HKOK
12-1-1	0,067137
12-2-1	0,063622
12-3-1	0,222126
12-4-1	0,099118
12-5-1	0,209947
12-6-1	0,077890
12-7-1	0,069063
12-8-1	0,278137
12-9-1	0,073873
12-10-1	0,088111
12-11-1	0,083292
12-12-1	0,061766

Adım 4. Oluşturulan mimari yapıya göre YSA'nın eğitimi gerçekleştirilmiş ve en iyi ağırlık değerleri elde edilmiştir.

Adım 5. Test setine ilişkin öngörüler elde edilerek performans ölçütü hesaplanmıştır. HKOK değeri test seti için 0,061766 olarak bulunmuştur.

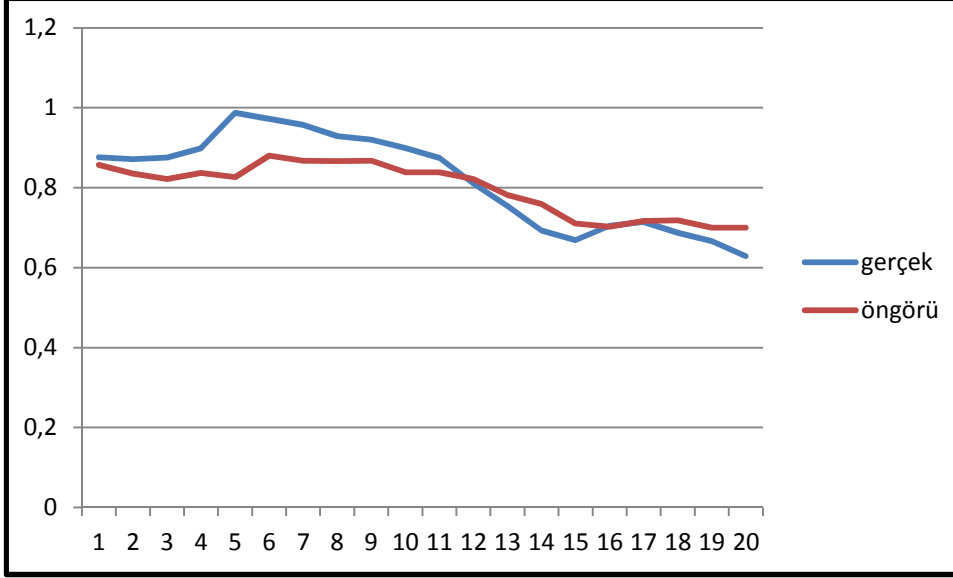
Adım 6. Adım 4'te elde edilen en iyi ağırlık değerlerinin kullanılması ile test setine ilişkin öngörüler hesaplanmıştır. Sonuçların incelenmesi için, test setinde yer alan verinin (Mayıs 2012-Aralık 2013 dönemi) gerçek değerleri ile YSA'dan elde edilen öngörülerini Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3: Test Setinin Mayıs 2012-Aralık 2013 Dönemine İlişkin Gerçek Değerleri ile YSA Öngörü Değerleri

Dönem	Gerçek Değerler	YSA Öngörü Değerleri
Mayıs 2012	0,87630	0,85707
Haziran 2012	0,87107	0,83516
Temmuz 2012	0,87500	0,82202
Ağustos 2012	0,89856	0,83715
Eylül 2012	0,98756	0,82632
Ekim 2012	0,97185	0,88015
Kasım 2012	0,95680	0,86746
Aralık 2012	0,92866	0,86621
Ocak 2013	0,92015	0,86739
Şubat 2013	0,89921	0,83887
Mart 2013	0,87434	0,83885
Nisan 2013	0,81020	0,82172
Mayıs 2013	0,75392	0,78144
Haziran 2013	0,69306	0,75886
Eylül 2013	0,71400	0,71680
Ekim 2013	0,68717	0,71820
Kasım 2013	0,66623	0,70019
Aralık 2013	0,62892	0,69972
Temmuz 2013	0,66884	0,71044
Ağustos 2013	0,70484	0,70267

Test setinin gerçek değerleri ile öngörü değerlerine ilişkin grafiği ise Şekil 5'de görülmektedir.

Şekil 5: Test Setine ilişkin YSA Öngörü Değerlerinin Gerçek Değerler ile Karşılaştırılması



Tablo 3 ve Şekil 5 beraber incelendiğinde, YSA ile elde edilen öngörülerin, gerçek endeks değerlerini yakalamada başarılı olduğu görülmektedir.

4.3. Modellerin Karşılaştırılması

Geleneksel zaman serisi yöntemleri ile YSA modelinin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Bunun için Ocak 1996 ile Nisan 2012 dönemine ait veriler modellerin belirlenmesi için, Mayıs 2012 - Aralık 2013 dönemindeki veriler de tahmin (test) için kullanılmıştır. Daha sonra HKOK üzerinden yöntemlerin tahmin performansları ölçülmüştür. HKOK değerleri basit üstel düzleştirme için 0,35, Holt'un doğrusal trend yöntemi için 0,32 ve ARIMA için 0,043'dır. YSA modelinin test setine ilişkin ise 0,061 bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar ARIMA modelinin YSA modeline göre daha başarılı olduğunu göstermiştir. Bunun nedeni; çoğu ekonometrik veride gözlemlenen değişen varyans sorununun ARIMA modelinde, verilerin dönüştürülmesiyle giderilebilmesidir. Ancak doğrusal olmayan YSA modeli, değişen varyans sorununu gideremediğinden yeterince başarılı bir sonuç vermemiştir (Zhang, 2003).

5. Sonuç

Yatırımcılar, politika uygulayıcılar ve finansal kurumlar karar verirken kararlarını etkileyecek değişkenlere ilişkin tahmin yapmak zorundadırlar ve bu tahminleri yaparken tahmin yöntemlerini kullanırlar. Uygulamada her zaman en iyi sonucu ortaya koyan diğer bir deyişle en küçük hata değerini veren bir yöntem belirlenemediğinden farklı yöntemlerin kullanıldığı ve her geçen gün daha iyi tahmin yapmak için yeni yöntemlerin geliştirilmeye çalışıldığı görülmektedir. Literatürde yapılan çalışmalar yöntem karşılaştırmalarında farklı sonuçlar vermektedir. YSA gibi yapay zeka temelli yöntemler klasik yöntemlere göre daha başarılı gibi görünse de bir genelleştirme yapmak mümkün olamamaktadır. Bunun temelinde ise veri setinden kaynaklanan farklılıklardır. Veri seti değiştiğinde veri setine uygun kullanılan yöntemler ve geliştirilen modeller de değişebilmektedir.

Bu çalışma tahmin yöntemlerinin işleyiş süreçlerini ve tahmin performanslarının karşılaştırılmasına ilişkin genel çerçeveyi ortaya koymayı amaçlamıştır. Bunun için doğrusal yapıya sahip geleneksel zaman serisi yöntemleri ile doğrusal olmayan YSA modelinin altın fiyatının tahminindeki başarı performansları karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda uygulamada ve literatürde ender görülmekle beraber ARIMA modeli HKOK değerine göre YSA modelinden daha başarılı bulunmuştur. Bu sonuç doğrusal olmayan YSA modelinin, çoğu ekonometrik veride gözlemlenen değişen varyansı analize dahil etmede yetersiz kalması ile açıklanabilir. ARIMA modeli ise değişen ortalama ve değişen varyans sorununu çözmek üzere verileri durağan yapıya dönüştürmekte ve serinin olabildiğince doğrusal olmasını sağlayarak daha sonra tahmin yapmaktadır. Bu yaklaşım tahmin performansını artırabilmektedir. Bu sonuçtan yola çıkarak, kullanılan veriye göre yöntemlerin başarı performanslarının değişebileceği ve her durumda kullanılacak en iyi yöntemin olmadığı söylenebilir. Dolayısıyla tahminde bulunanlar, farklı yöntemleri deneyip verilerine en uygun modeli belirlemeye çalışmalı ve veri seti değiştiğinde kullanılan yöntemi ve modeli de gözden geçirmelidirler.

Çalışmada ele alınan dönem boyunca altın fiyatında bazı dönemlerde aşırı yükselmeler ve düşmeler görülmektedir. ARIMA modelinin bile bu uç noktaları belirlemede yetersiz kaldığı görülmektedir. İleriki çalışmalarda bu uç noktaların daha başarılı şekilde analize dahil edilmesiyle tahmin performansının artırılması sağlanabilir. Ayrıca belirlenen modelin tahmin başarısını artırabilmek için ARIMA ve YSA modelinin doğrusal ve doğrusal olmayan yapılarını birleştiren ve benzer işleyiş sürecini dikkate alan farklı yöntemlerin birlikte kullanıldığı karma yöntemler geliştirilebilir.

KAYNAKÇA

AKMUT, Ö. , AKTAŞ, R. Ve BİNAY, S. B. (1999). Öngörü Teknikleri ve Finans Uygulamaları, 1. Baskı, SBF yayını:584, Ankara.

ARSHAM, H. (2000). Time Critical Decision Making for Bussiness Administration. İnternet adresi:

<http://home.ubalt.edu/ntsbarsh/stat-data/forecast.htm>, Erişim Tarihi: 02.02.2013

ASILKAN, Ö. ve IRMAK, S. (2009). "İkinci El Otomobillerin Gelecekteki Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi", Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt:14, Sayı:2, ss. 375-391.

ASSEM, Y. (2011). Comparative Study of Artificial Neural Network and ARIMA Models for Economic Forecasting, Al-Azhar University, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, Gaza.

ATASEVEN, B. (2013). "Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi", Öneri, 10 (39), ss. 101-115.

BOWERMAN, B., O'CONNELL, R. and KOEHLER, A. B. (2005). "Forecasting Time Series and Regression", Thomson Learning Academic Resource Center, USA.

BOX, G. and JENKINS, G. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control: Revised Edition, Holden-Day, USA.

CHAKRADHA, P. and NARASIMHAN, V. (2007). "Forecasting Exchange Rate beter with Artificial Neural Network", Journal of Policy Modelling, Vol: 29, Issue:2, pp. 227-236.

ÇATIK, N. ve KARAÇUKA, M. (2012). "A Comparative Analysis of Alternative Univariate Time Series Models in Forecasting Turkish Inflation", Journal of Business Economics and Management, 13 (2), pp. 275-293.

ÇUHADAR, M., GÜNGÖR, İ. ve GÖKSU, A. (2009). "Turizm Talebinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini ve Zaman Serisi Yöntemleri İle Karşılaştırılmalı Analizi: Antalya İline Yönelik Bir Uygulama, Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, C.14, S.1, ss. 99-114.

DIRK, G. B. and MCDERMOTT, T. K. (2010). "Is Gold Safe Haven? International Evidence", Journal of Banking and Finance 34, pp. 1886-1898.

DÜZGÜN, R. (2008). "A Comparison of Artificial Neural Networks and ARIMA Models' Success in GDP Forecast", Marmara Üniversitesi, İ.İ.B.F. Dergisi, XXV(2), pp. 165-176.

EĞRİOĞLU, E. ve Çağdaş Hakan ALADAĞ, Ç. H. (2005). "Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modellerin Melez Yaklaşımı ile Zaman Serilerinde Öngörü", İstanbul Üniversitesi VII. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu, 26-27 Mayıs, İstanbul.

ERDOĞAN, G. ve KASAP, R. (2007). "Yapay Sinir Ağları ile Zaman Dizileri Kestirimi ve Altın Fiyatları Üzerine Uygulanması", TÜİK 16. İstatistik Araştırma Sempozyumu Bildiriler Kitabı; 192-203.

FIRAT, M. ve GÜNGÖR, M. (2004). "Askı Madde Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi", İMO Teknik Dergisi, ss. 3267-3282.

GÜNAY, S., EĞRİOĞLU, E. ve ALADAĞ, H. (2007). Tek Değişkenli Zaman Serileri Analizine Giriş, Hacettepe Üniversitesi Yayınları, Ankara.

HANOFIZADEH, P., SHERKAT, H. and PARISO, P. S. (2008). "Comparative Study of Estimation Power of ANN and Autoregressive Models in Inflation Forecasting", Tahghighat-e-Eghtesadi, Issue;81, pp. 25-35.

IRMAK, S., KÖKSAL, C. D. ve ASILKAN, Ö. (2012). "Hastanelerin Gelecekteki Hasta Yoğunluklarının Veri Madenciliği Yöntemleri ile Tahmin Edilmesi", Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 4(1), ss. 101-114.

KARAMOLLAH, B., MEHRBAKSH, N, OTHMAN, İ., NASIM, J. and LEILA, E. (2012), "Comparative Study of Artificial Neural Network and ARIMA Models in Predicting Exchange Rate", Research Journal of Applied Sciences Engineering and Technology 4(21), pp. 4397-4403.

KAYNAR, O.ve TAŞTAN, S. (2009). "Zaman Serisi Analizinde MLP Yapay Sinir Ağları ve ARIMA Modelinin Karşılaştırılması", Erciyes Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Sayı:33, pp. 161-172.

KÜKRER, C. ve CÖĞÜRCÜ, İ. (2013). "Modelling Cruise Tourism Demand Using Time Series Analysis and Artificial Neural Networks: Evidence from İzmir Cruise Port", XIVth International Symposium on Econometrics, Operations Research and Statistics, Sarajevo, Abstracts Book, Bosnia and Herzegovina 24-28; 141.

MAKRIDAKIS, S. and WHEELWRIGHT, S. C. (1989). Forecasting Methods for Management, Fifth Edition, John Wiley & Sons USA.

NITIN, M., V. P. SAXENA, and PARDASANI, K. R. (2011). "Next Day Stock Forecasting An Application of ANN and ARIMA, The IUP", Journal of Applied Finance, Vol. 17, No:1.

NOURBAKHS, F., ROSTAMI, A., ARSHADI, A., SARLAK, A. and ALMASI, M. (2013). "Comparative Study of Artificial Neural Networks ANN and ARIMA Method, in Predicting the Overall Index of Tehran Stock Exchange", Journal of Basic and Applied Scientific Research, 3(3), pp. 319-324.

NTUNGO, C. (1996). Forecasting Turning Points for Trading Commodity Futures Using Time Series and Neural Networks, Yayınlanmamış Doktora Tezi, University of Manitoba, Canada.

ÖZALP, A. ve ANAGÜN, S. (2001). "Sektörel Hisse Senedi Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı ve Klasik Tahminleme Yöntemleri ile Karşılaştırılması", Endüstri Mühendisliği Dergisi, 12(3-4), ss. 2-17.

ROSANGELA, B., LUNA, I., LIMA, L. M. and Da SILVIERA, R. L. (2010). "A Comparative Analysis of Neurofuzzy, ANN and ARIMA Models for Brazilian Stock Index Forecasting"

İnternet adresi:

https://editorialexpress.com/cgi-in/conference/download.cgi?db_name=CEF2010

Erişim Tarihi: 02.03.2013

SHARDA R. and PATIL, R. B. (1990). "Neural Networks as Forecasting Experts: An Empirical Test", Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2, pp. 491-494.

UÇAR, Nuri (2001). Comparison of the Forecast Performances of Linear Time Series and Artificial Neural Network Models within the Context of Turkish Inflation, The Institute of Economics and Social Sciences of Bilkent University, Ankara.

ZHANG, G.P. (2003). "Time Series Forecasting Using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model", Neurocomputing, Cilt:50, pp. 159-175.

<http://www.tcmb.gov.tr/> (Erişim Tarihi: Haziran 2014)