

EN DÜŞÜK VE EN YÜKSEK ALTIN FİYATLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ÖNGÖRÜSÜ

Faruk ALPASLAN* Erol EĞRİOĞLU** Çağdaş Hakan ALADAĞ***
Ebrucan TİRİNG****

ÖZET

Gözlemleri gün içinde değişen borsa indeksi, altın fiyatları veya döviz kuru gibi zaman serilerinin yapay sinir ağları ile çözümlenmesi bu çalışmanın temel aldığı problemdir. Altın fiyatları gibi zaman serileri gün içinde değişen aralık değerlere sahip olduğundan klasik zaman serileri analizi ile bu tür verilerin çözümlenmesinde en düşük veya en yüksek değerlerden oluşan zaman serileri ayrı olarak modellenmektedir. Belirli bir gün için altın fiyatı en düşük ve en yüksek değer arasında değişmektedir. Bu çalışmada, altın fiyatı gibi zaman serilerinin, yapay sinir ağı ile en düşük ve en yüksek değerlerinin tahmin edilmesi için üç farklı yaklaşım karşılaştırılmıştır. İlk yaklaşım en düşük ve en yüksek değerlerin ayrı yapay sinir ağları ile çözümlenmesi, ikinci yaklaşım ise en düşük ve en yüksek değerlerin aynı yapay sinir ağı üzerinde çözümlenmesi yaklaşımıdır. Üçüncü yaklaşım ise merkez ve açıklıklara dayalı yaklaşımıdır. Yaklaşımlar T.C. Merkez bankası internet sitesinden (EVDS) alınan 30/03/2011 ve 30/03/2012 tarihleri arasındaki günlük altın fiyatları zaman serisine uygulanmıştır. Uygulama sonucunda elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Aralık değerli zaman serisi, Öngörü, Yapay sinir ağları.

1. GİRİŞ

Son yıllarda zaman serisi öngörüsü için yapay sinir ağlarına olan ilgi gittikçe artmaktadır. Yapay sinir ağlarının normallik, doğrusallık gibi zor kısıtlara sahip olmaması uygulamada daha çok tercih edilmesine sebep olmaktadır. Yapay sinir ağları öngörü probleminin çözümünde birçok avantajına rağmen göz ardı edilemeyecek problemlere de sahiptir. Yapay sinir ağları ile zaman serisi öngörüsü üzerine yapılan çalışmalar (Zhang vd., 1998) tarafından özetlenmiştir. Özellikle yapay sinir ağının mimari yapısının belirlenmesi ciddi bir tartışma alanıdır. Öngörü probleminde yapay sinir ağının mimari seçim problemi için (Eğrioğlu vd., 2008); (Eğrioğlu vd., 2008); (Aladağ vd., 2010) çalışmalarında model seçim ölçütü ve stratejileri önermişlerdir. Mimari seçim probleminin tartışıldığı diğer bir çalışma ise (Alpaslan vd., 2010)'dir. Mimari belirleme kuşkusuz ilgililenen öngörü problemine uygun olmak zorundadır. Bu çalışmada gözlemleri gün içinde değişen borsa indeksi, altın fiyatları veya döviz kuru gibi zaman serilerinin yapay sinir ağları ile çözümlenmesi tartışılmıştır. Yapay

*Prof. Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: falpas@omu.edu.tr

**Doç. Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: erole@omu.edu.tr

***Doç. Dr., Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Ankara, e-posta: aladag@hacettepe.edu.tr

****Arş. Gör., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: cbrutiring@hotmail.com

sinir ağları ile zaman serisi öngörüsü literatürde yaygın olarak uygulanmıştır. Gözlemleri gün içinde değişen borsa indeksi, altın fiyatları veya döviz kuru gibi zaman serilerinin yapay sinir ağları ile çözümlenmesi problemi literatürde yeni bir konudur. Altın fiyatları gibi zaman serileri gün içinde değişen değerlere sahip olduğundan, klasik zaman serileri analizinde açılış, kapanış, en düşük veya en yüksek değerlerden oluşan zaman serileri ayrı olarak modellenmektedir. Belirli bir gün için altın fiyatı en düşük ve en yüksek değer arasında değişmektedir. Bu çalışmada, altın fiyatı gibi zaman serilerinin, yapay sinir ağı ile en düşük ve en yüksek değerlerinin tahmin edilmesi için üç farklı yaklaşım karşılaştırılmıştır. İlk yaklaşım en düşük ve en yüksek değerlerin ayrı yapay sinir ağları ile çözümlenmesi, ikinci yaklaşım ise en düşük ve en yüksek değerlerin aynı yapay sinir ağı üzerinde çözümlenmesi yaklaşımıdır. Üçüncü yaklaşım ise merkez ve açıklıklara dayalı yaklaşımıdır. Çalışmanın ikinci bölümünde ileri beslemeli yapay sinir ağları ile zaman serisi öngörüsünün nasıl yapılacağı özetlenmiştir. Üçüncü bölümde aralık verilerinin yapay sinir ağları ile çözümlenmesi için kullanılan üç yaklaşım tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde altın fiyatları zaman serisi üzerinde üçüncü bölümde verilen yöntemler uygulanmıştır. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

2. İLERİ BESLEMELİ YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ZAMAN SERİSİ ÖNGÖRÜSÜ

Son yıllarda literatürdeki zaman serisi uygulamalarının büyük çoğunluğunda yapay sinir ağları kullanılmaktadır. Zaman serilerinde, yapay sinir ağları yönteminin kullanımının yaygınlaşmasına aşağıda sıralanan üstünlükleri neden olmaktadır.

- Zaman serisinin eğrisel ya da doğrusal yapıya sahip olup olmadığı test edilmeksizin çözümlenebilir.
- Geleneksel zaman serisi yöntemlerinden daha iyi öngörü sonuçları elde edilebilmektedir.
- Geleneksel eğrisel zaman serisi modelleri sadece belli eğrisel yapılar için kullanıldığından genel olarak yeterli esnekliğe sahip değildir. Ancak yapay sinir ağları ile çözümlenmede zaman serisinin eğrisel yapısının nasıl olduğu önemli değildir.
- YSA yöntemi, geleneksel zaman serisi tahmin yöntemleri gibi karmaşık bir teoriye sahip değildir, anlaşılması daha kolaydır.

Yapay sinir ağları yöntemiyle zaman serilerinde öngörü elde etmeyi, 7 adımda özetlemek mümkündür (Günay vd., 2007).

Adım 1: Aktivasyon fonksiyonunun seçimi ve verinin ön işlenmesi.

İlk olarak yapay sinir ağının gizli tabakası ve çıktı tabakasında kullanılacak aktivasyon fonksiyonunun türüne karar verilir. Bu çalışmanın uygulama kısmında gizli tabaka birimlerinde lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Lojistik aktivasyon fonksiyonu formül 1’ de verildiği gibidir. Literatürde lojistik aktivasyon fonksiyonunun öngörü problemlerinde başarılı sonuçlar ürettiği bilinmektedir (Eğrioğlu vd., 2008).

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

Verilerin kullanılan aktivasyon fonksiyonuna uygun olacak aralığa dönüştürülmesi gerçekleştirilir. Eğer lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılacaksa, x_i , girdi değerlerini göstermek üzere

$$x'_i = \frac{x_i - \text{Min}(x_i)}{\text{Maks}(x_i) - \text{Min}(x_i)} \quad (2)$$

şeklinde girdi değerleri (0,1) aralığına dönüştürülebilir. Burada, $\text{Maks}(x_i)$, girdi değerlerinin en büyüğünü, $\text{Min}(x_i)$, girdi değerlerinin en küçüğünü göstermektedir.

Adım 2: Veri organizasyonu: Eğitim ve test kümelerinin büyüklüğünün veri kümesinin yüzde kaç olacağına karar verilir.

Adım 3: Modelleme: Girdi sayısı, gizli tabaka sayısı, gizli tabakadaki birim sayısı ve çıktı tabakasındaki birim sayısı, bu birimlerde kullanılacak aktivasyon fonksiyonu, öğrenme algoritması ve bu algoritmanın parametreleri ve performans ölçütü belirlenerek, kullanılacak yapay sinir ağı modeli kurulur.

Adım 4: Girdi değerlerinin oluşturulması: Yapay sinir ağının girdi değerleri gecikmeli zaman serileridir. X_t , zaman serisi için girdi değerleri oluşturulurken, girdi tabakasındaki birim sayısı m ile gösterilsin, m tane gecikmeli zaman serisi $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-m}$, şeklinde oluşturulur.

Adım 5: En iyi ağırlık değerlerinin hesaplanması: Eğitim kümesi üzerinden, seçilen öğrenme algoritması ile en iyi ağırlık değerleri bulunur. Elde edilen en iyi ağırlık değerleri kullanılarak, kurulan yapay sinir ağı modelinin çıktı değerleri hesaplanır.

Adım 6: Performans ölçütünün hesaplanması: Yapay sinir ağının test kümesi tahminleri elde edilir. Adım 5'te elde edilen çıktı değerlerine ve bu adımda elde edilen değerlere, Adım 1'de uygulanan dönüşümün tersi uygulanır. Bu dönüşüm sonucu elde edilen değerler sırasıyla, eğitim kümesinin tahminlerini ve test kümesinin tahminlerini oluşturur. Test kümesinin tahminleri ile test kümesindeki verilerin arasındaki farka dayalı olarak, seçilen performans ölçütü hesaplanır. Yapay sinir ağının verilerdeki ilişkiyi ne kadar iyi öğrendiğini belirlemek için kullanılan birçok performans ölçütü vardır. En çok kullanılan performans ölçütlerinden biri hata kareler ortalaması karekök (RMSE), diğeri yön doğruluğu (DA)'dır. z_p , yapay sinir ağı çıktı değerini, d_p , hedef çıktı değerini ve p , test kümesinin büyüklüğünü göstermek üzere,

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^P (d_p - z_p)^2}{P}} \quad (3)$$

$$DA = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T a_i, \quad a_i = \begin{cases} 1 & \text{if } (d_{i+1} - d_i)(z_{i+1} - d_i) > 0 \\ 0 & \text{Aksi halde} \end{cases} \quad (4)$$

eşitliği ile hesaplanmaktadır.

Adım 7: Öngörü: Son olarak, Adım 5'te bulunan en iyi ağırlık değerleri kullanılarak, test kümesinden sonraki zamanlar için yani, gelecek için öngörü değerleri elde edilir.

3. ARALIK VERİLERİNİN ÇÖZÜMLENMESİ İÇİN YAPAY SINIR AĞLARI YAKLAŞIMLARI

Aralık verilerinin çözümü litedürde yeni araştırılan bir konudur. Aralık verilerinin yapay sinir ağları ile çözümü litedürde alternatif yaklaşımlar ortaya atılmıştır. (Lima Neto vd., 2008); (Billard vd., 2000); (Maia vd., 2010); (Maia vd., 2008) aralık değerli tahmin çalışmalarından bazılarıdır. Bu bölümde, çalışmada uygulanan üç farklı aralık değerli zaman serisi yaklaşımı özetlenmiştir.

Yaklaşım 1. Aralık verilerin çözümü litedürde için (Maia vd., 2008) çalışmasında aralık zaman serisinin alt ve üst sınır değerlerinin (XU_t - Üst sınır değeri, XL_t - Alt sınır değeri) yapay sinir ağları ile ayrı ayrı çözümü litedürde gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde alt ve üst sınır değerleri için tahminler aşağıdaki modellerden elde edilir.

$$X\hat{U}_t = f_1(XU_{t-1}, \dots, XU_{t-m}), \quad X\hat{L}_t = f_2(XL_{t-1}, \dots, XL_{t-m}) \quad (5)$$

Burada, f_1 ve f_2 sırasıyla alt sınır ve üst sınır değerleri zaman serilerinin gecikmeli değişkenlerinin doğrusal olmayan ve sinir ağından elde edilen fonksiyonlarıdır.

Yaklaşım 2. (Maia vd., 2008) çalışmasında aralık değerli yapay sinir ağının çözümü litedürde zaman serisinin alt ve üst sınır değerlerinin yapay sinir ağları ile birlikte çözümü litedürde gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde tek bir yapay sinir ağı oluşturulmakta ve alt sınır üst sınır değerleri aşağıdaki modelden elde edilmektedir.

$$[X\hat{L}_t, X\hat{U}_t] = f_3(XU_{t-1}, \dots, XU_{t-m}, XL_{t-1}, \dots, XL_{t-m}) \quad (6)$$

Burada f_3 alt sınır ve üst sınır değerleri zaman serilerinin gecikmeli değişkenlerinin doğrusal olmayan ve sinir ağından elde edilen fonksiyonlardır. Bu modelde yapay sinir ağının girdileri alt sınır ve üst sınır değerleri olan zaman serilerinin gecikmeli değişkenleri $XU_{t-1}, \dots, XU_{t-m}, XL_{t-1}, \dots, XL_{t-m}$ ve çıktıları ise $X\hat{L}_t, X\hat{U}_t$ zaman serileridir.

Yaklaşım 3. (Lima vd., 2008) çalışmasında aralık verilerine doğrusal regresyon uygulanması için merkez ve açıklıklara dayalı yaklaşımı önermiştir. Bu yaklaşım zaman serilerinin çözümü litedürde için (Maia vd., 2010); (Maia vd., 2008) çalışmalarında yapay sinir ağları ve SARIMA modelinin, yapay sinir ağları ve Holt üstel düzleştiriminin melezlendiği yöntemlerde uygulanmıştır. Bu çalışmada üçüncü bir yaklaşım olarak merkez ve açıklıklara dayalı yaklaşım yapay sinir ağları ile zaman serisi tahmininde uygulanmıştır. Merkez ve açıklık zaman serileri (XC_t - Merkez zaman serisi, XR_t - Açıklık zaman serisi) aşağıdaki gibi oluşturulur.

$$XC_t = \frac{XU_t + XL_t}{2}, \quad XR_t = \frac{XU_t - XL_t}{2} \quad (7)$$

XC_t ve XR_t zaman serileri ayrı ayrı ileri beslemeli yapay sinir ağları ile çözülür. Bu durumda XC_t ve XR_t zaman serilerinin tahmini aşağıdaki modellerden elde edilir.

$$X\hat{C}_t = f_4(XC_{t-1}, \dots, XC_{t-m}), X\hat{R}_t = f_5(XR_{t-1}, \dots, XR_{t-m}) \quad (8)$$

Burada, f_4 ve f_5 sırasıyla merkez ve açıklık değerleri zaman serilerinin gecikmeli değişkenlerinin doğrusal olmayan ve sinir ağından elde edilen fonksiyonlardır. Merkez ve Açıklık serileri tahmin edildikten sonra, $X\hat{L}_t, X\hat{U}_t$ zaman serileri aşağıdaki denklemlerden bulunur.

$$X\hat{L}_t = X\hat{C}_t - X\hat{R}_t, X\hat{U}_t = X\hat{C}_t + X\hat{R}_t \quad (9)$$

4. UYGULAMA VE SONUÇLAR

Uygulamada 30.03.2011 ile 30.03.2012 tarihleri arasındaki en düşük ve en yüksek günlük ABD doları /Ons altın fiyatları zaman serisi kullanılmıştır. Toplam 235 gözleme sahip zaman serisinin son 35 gözlemi karşılaştırma için kullanılmıştır. Yani 13.02.2012 ile 30.02.2012 tarihleri arasındaki veriler test kümesi olarak alınmıştır.

İlk olarak en düşük ve en yüksek altın fiyatları zaman serisi yaklaşım 1 ile çözümlenmiştir. Çözümlemeden test kümesi için elde edilen sonuçlar Tablo 1'de verilmiştir. Her iki zaman serisinin çözümlenmesinde tüm tabakalarda lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Yapay sinir ağının girdi sayısı ve gizli tabaka birim sayısı 1 ile 10 arasında değiştirilmiş ve toplam 100 yapay sinir ağı mimarisi içinden en iyi test performansı veren mimariler seçilmiştir. En düşük altın fiyatı ve en yüksek altın fiyatı serisi için aynı mimari 1-4-1'den en iyi test kümesi performansına ulaşılmıştır. 1-4-1 mimarisi girdi tabakasında X_{t-1} bir adım gecikmeli değişkeninin olduğu, gizli tabakada 4 birimin kullanıldığı mimaridir.

Tablo 1. Yaklaşım 1 ile en düşük ve en yüksek altın fiyatları zaman serisi için elde edilen sonuçlar

	MİMARİ	RMSE	DA
En düşük altın fiyatı	1-4-1	17,0621	0,5294
En yüksek altın fiyatı	1-4-1	16,2269	0,5294

İkinci olarak en yüksek ve en düşük altın fiyatları zaman serisinin gecikmeli değişkenlerinin aynı anda yapay sinir ağına girdi olarak verildiği ve en yüksek en düşük altın fiyatının iki çıktısı olarak kullanıldığı yapay sinir ağı mimarisinden en düşük ve en yüksek altın fiyatları birlikte yaklaşım 2 ile tahmin edilmiştir. Çözümlemede kullanılan yapay sinir ağı modelinde tüm tabakalarda lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Girdi sayısı her iki zaman serisi için 1 ile 10 ve gizli tabaka birim eleman sayısı da 1 ile 10 arasında değiştirilmiştir. En iyi test kümesi sonucunu veren mimari 2-5-2 mimarisi yani girdi tabakasında $X_{t-1}, X_{t-2}, Y_{t-1}, Y_{t-2}$ gecikmeli değişkenleri ve gizli tabakada 5 birimin kullanıldığı yapay sinir ağı mimarisidir. Elde edilen sonuçlar Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Yaklaşım 2 ile en düşük ve en yüksek altın fiyatları zaman serisi için elde edilen sonuçlar

	MİMARİ	RMSE	DA
En düşük altın fiyatı	2-5-2	19,0759	0,6471
En yüksek altın fiyatı		16,4254	0,5000

Veriye üçüncü olarak yaklaşım 3 uygulanmıştır. Uygulamada kullanılan yapay sinir ağı tüm tabakalarda lojistik aktivasyon fonksiyonunun kullanıldığı yapay sinir ağıdır. Elde edilen en iyi mimari için sonuçlar Tablo 3'de verilmiştir. Verinin merkezinin ve açıklığının tahmininde kullanılan yapay sinir ağında girdi ve gizli tabaka birim sayıları 1 ile 10 arasında değiştirilmiştir ve test kümesi için en iyi sonuçları veren mimariler kullanılmıştır. Verinin merkezi için en uygun mimari 1-4-1 yani girdi tabakasında X_{t-1} bir adım gecikmeli değişkenin olduğu, gizli tabakada 4 birimin kullanıldığı mimaridir. Verinin açıklığı için ise en uygun mimari 5-2-1 mimarisi olarak elde edilmiştir.

Tablo 3. Yaklaşım 3 ile en düşük ve en yüksek altın fiyatları zaman serisi için elde edilen sonuçlar

	MİMARİ	RMSE	DA
En düşük altın fiyatı	1-4-1, 5-2-1	16,8592	0,5000
En yüksek altın fiyatı		15,5734	0,5294

Bu çalışmada kullanılan tüm yapay sinir ağlarında lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Lojistik aktivasyon fonksiyonuna dayalı ileri beslemeli yapay sinir ağlarının başarılı öngörü sonuçları ürettiği (Aladağ vd., 2010); (Alpaslan vd., 2010); (Eğrioğlu vd., 2008) çalışmalarında gösterilmiştir. Bu çalışmada amaç aralık tahminli öngörü yöntemlerinin karşılaştırılması olduğundan aktivasyon fonksiyonunun belirli bir türünde sabitlenmiştir. Ancak diğer aktivasyon fonksiyonunun aralık değerli zaman serisinde etkisi ayrı bir araştırma konusu olarak incelenebilir. Çalışmada kullanılan tüm yapay sinir ağlarının eğitiminde Levenberg-Marquardt yöntemi kullanılmıştır. Özellikle yapay sinir ağının ağırlıklarının sayısı çok fazla olmadığında kısa sürede yakınsama sağlayan ve ikinci dereceden bir yaklaşımdır. Tüm yöntemlerin uygulanmasında "Matlab 2011b Neural Network Toolbox" kullanılmıştır.

5. TARTIŞMA

Bu çalışmada aralık değerli zaman serileri tahmini için üç yaklaşım karşılaştırılmıştır. Yaklaşım 1'de zaman serisinin alt ve üst sınır değerlerinin yapay sinir ağları ile ayrı ayrı çözümlenmesi gerçekleştirilmiştir. Yaklaşım 2'de aralık değerli yapay sinir ağının çözümlenmesinde zaman serisinin alt ve üst sınır değerlerinin yapay sinir ağları ile birlikte çözümlenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemde tek bir yapay sinir ağı oluşturulmaktadır. Yaklaşım 3'te ise merkez ve açıklıklara dayalı yaklaşım yapay sinir ağları ile zaman serisi tahmininde uygulanmıştır. Bu üç yaklaşımın değerlendirilmesi RMSE, MAPE ve DA performans ölçütleri ile yapılmıştır. Verilerin çözümlenmesi için kullanılan yapay sinir ağları yaklaşımlarından RMSE ölçütüne göre Yaklaşım 3 en iyi sonuçları vermiştir. DA ölçütü tek başına kullanılmamasına rağmen, öngörünün yön doğruluğunu gösterebilen bir ölçüttür. DA ölçütüne göre Yaklaşım 2 en düşük altın fiyatını yönünü tahmin etmede diğer yöntemlerden başarılı görülmektedir. Sonuç olarak

her üç yönteminde oldukça düşük RMSE değerleri üretmesi aralık değerli bir zaman serisi olan altın fiyatlarının öngörüsü için yapay sinir ağlarının uygulanabileceğini göstermiştir.

6. KAYNAKLAR

Aladağ, C. H., Eğrioğlu, E., Gunay, S., Başaran, M. A., 2010. Improving Weighted Information Criterion by Using Optimization, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 233, 2683-2687.

Alpaslan, F., Tiring, E., Eğrioğlu, E., 2010. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları İle Öngörü İçin Gizli Tabaka Sayısı Üzerine Bir Araştırma, 7. İstatistik Günleri Sempozyumu Bildiriler Kitabı, 53-58, Ankara.

Lima Neto, E. A., De Carvalho, F. A. T., 2008. Centre and Range Method for Fitting a Linear Regression Model to Symbolic Interval Data, *Comput.Stat.Data Anal.*, 52, 1500-1515.

Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç. H., Günay, S., 2008. A New Architecture Selection Strategy in Solving Seasonal Autoregressive Time Series by Artificial Neural Networks, *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, Volume 37, Issue 2.

Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç. H., Gunay, S., 2008. A New Model Selection Strategy in Artificial Neural Network, *Applied Mathematics and Computation*, 195, 591-597.

Günay, S., Eğrioğlu, E., Aladağ, Ç. H., 2007. Tek Değişkenli Zaman Serileri Analizine Giriş, *Hacettepe Üniversitesi Yayınları*.

Billard, L., Diday, E., 2000. Regression Analysis for Interval-valued Data, *Data Analysis, Classification and Related Methods, Proceedings of the Seventh Conference of the International Federation of Classification Societies (IFCS'00)*, Springer, Belgium, 369-374.

Maia, A. L. S., De Carvalho, F. A. T., 2010. Holt's Exponential Smoothing and Neural Network Models for Forecasting Interval-valued Time Series, *International Journal of Forecasting* doi:10.1016/j.ijforecast.2010.02.012.

Maia, A. L. S., De Carvalho, F. A. T., Ludermir, T. B., 2008. Forecasting Models for Interval-valued Time Series, *Neurocomputing*, 71, 3344-3352.

Zhang, G., Patuwo, B. E., Hu, Y. M., 1998. Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of The Art, *International Journal of Forecasting*, 14, 35-62.

HIGHEST AND LOWEST GOLDEN PRICE FORECASTING WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

This study is focused on analyzing time series such as share price stockholders, golden prices and exchange rates, for which observations can change within the day, by using artificial neural networks. When such time series are analyzed using conventional methods, time series which consist of minimum and maximum values are modeled separately. Golden price is changed between minimum and maximum values for a given day. In this study, three different approaches, which are used for analyzing time series such as golden prices, are compared to forecast the minimum and maximum values with artificial neural networks. While time series composed of minimum and maximum values are analyzed with different neural network models in the first method, these two time series are analyzed with the same neural network model in the second method. The third method is based on center and intervals. Methods are employed on the golden price time series which include daily observations between 30/03/2011 and 30/03/2012, and taken from the website of the Central Bank of Republic of Turkey. Results obtained from this application are discussed.

Keywords: Time series including interval value, Forecasting, Artificial neural networks.