

**YÜKSEK DERECELİ BULANIK ZAMAN SERİSİ MODELİ VE IMKB  
UYGULAMASI**

**Çağdaş Hakan ALADAĞ<sup>1</sup>, Erol EĞRİOĞLU<sup>2</sup>, Süleyman GÜNAY<sup>1</sup>, Ufuk YOLCU<sup>2</sup>**

**ÖZ**

Gerçek hayatta karşılaşılan sıcaklık, borsa gibi bazı zaman serilerinin gözlemleri gün içinde birden çok değer alabilmektedir. Bu tür zaman serilerinin gözlemlerini gerçel sayılarla belirtmek yerine, dilsel değerlerle ya da bulanık kümeler ile belirtmek daha uygun olabilir. Gözlemleri bulanık kümeler olan ve bulanık zaman serisi olarak adlandırılan zaman serilerinin çözümlenmesi için son yıllarda çok sayıda yöntem geliştirilmiştir. Bu çalışmada, yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelinin çözümlenmesi için yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşım IMKB verilerine uygulanmış ve elde edilen sonuçlar tartışılmıştır. IMKB verileri literatürdeki diğer bulanık zaman serileri modelleriyle de çözülmüş ve sonuçlar önerilen yöntemle karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucu önerilen yöntemin oldukça iyi öngörüler ürettiği görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler** : Bulanık zaman serileri, Geri beslemeli ağlar, Öngörü, Yapay sinir ağları.

**HIGH ORDER FUZZY TIME SERIES MODEL AND ITS APPLICATION TO IMKB**

**ABSTRACT**

The observations of some real time series such as temperature and stock market can take different values in a day. Instead of representing the observations of these time series by real numbers, employing linguistic values or fuzzy sets can be more appropriate. In recent years, many approaches have been introduced to analyze time series consisting of observations which are fuzzy sets and such time series are called fuzzy time series. In this study, a novel approach is proposed to analyze high order fuzzy time series model. The proposed method is applied to IMKB data and the obtained results are discussed. IMKB data is also analyzed by using some other fuzzy time series methods available in the literature and obtained results are compared to results obtained from the proposed method. As a result of the comparison, it is seen that the proposed method produce accurate forecasts.

**Keywords:** Fuzzy time series, Recurrent networks, Forecasting, Artificial neural networks.

<sup>1</sup>Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Beytepe, Ankara.  
aladag@hacettepe.edu.tr, 0312-2977900

<sup>2</sup>Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen-Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Kurupelit, Samsun.

## 1. GİRİŞ

Bulanık zaman serisi yaklaşımıyla ilgili çalışmalar son yıllarda yoğun biçimde artmaktadır. Bulanık küme teorisi ilk olarak Zadeh (1965)'in çalışmasında ortaya atılmıştır. Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994) çalışmalarında, Zadeh'in bulanık küme teorisine dayalı olarak, bulanık zaman serisi tanımını ve çözümleme algoritmalarını önermiştir. Chen (1996) da Song ve Chissom'un önerdiği yöntemlere göre daha kolay bir yaklaşım geliştirmiştir. Son on yıl içinde, literatürde bir çok bulanık zaman serisi yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemlerin büyük çoğunluğu birinci dereceden bulanık zaman serisi modellerine dayalıdır. Birinci dereceden bulanık zaman serisi modelinde, bulanık zaman serisinin sadece bir önceki dönemden etkilendiği varsayılır. Sullivan ve Woodal (1994), Hwang, Chen ve Lee (1998), Chen ve Hwang (2000), Huarng (2001), Yu (2005a), Yu (2005b) ve Yolcu vd. (2008) çalışmaları birinci dereceden bulanık zaman serisi modellerini kullanan önemli çalışmalardır. Gerçek hayat zaman serileri için birinci dereceden daha yüksek modellere ihtiyaç duyulmaktadır. Chen (2002) çalışmasında, yüksek dereceli zaman serisi modeline dayalı bir yaklaşım ilk kez önerilmiştir. Buna karşın, Chen (2002) çalışmasında bulanık ilişkilerin belirlenmesi, ilişki tablolarının elde edilmesini gerektirmekte ve bu nedenle fazla hesaplama yükü getirmektedir. Karşılaşılan hesaplama yükünden kurtulmak için Huarng ve Yu (2006) bulanık ilişkilerin belirlenmesinde yapay sinir ağları (YSA) yönteminden yararlanmıştır. Aladağ vd. (2008) ise yüksek dereceli bulanık zaman serisi modeline dayalı ve ilişki belirlemede ileri beslemeli YSA modellerinin kullanıldığı bir yaklaşım önermiştir. Huarng'ın yaklaşımı birinci dereceden bulanık zaman serisi modeli için olduğundan, yapay sinir ağı modelinde tek girdi bulunmaktadır. Buna karşın Aladağ vd. (2008) de yüksek dereceli model kullanıldığından, yapay sinir ağının girdi sayısı da birden fazladır. Bu çalışmada, Aladağ vd. (2008) de önerilen yöntemin bulanık ilişki belirleme aşaması değiştirilmiştir. Bulanık ilişki belirlemede ileri beslemeli YSA kullanmak yerine geri beslemeli Elman YSA kullanılmıştır. Önerilen yeni yöntem, T.C. Merkez bankası internet sayfasından elde edilen 20.05.2008 ile 19.09.2008 tarihleri arasında günlük olarak gözlemlenmiş IMKB ulusal 100 endeksi (Kapanış fiyatlarına göre, Ocak 1986=1) zaman serisine uygulanmıştır. İncelenen zaman serisi 95 gözlem içermektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, bulanık zaman serilerinin temel tanımları verilmiştir. Üçüncü bölümde, önerilen yeni yöntem tanımlanmıştır. Önerilen yöntemin ve literatürdeki diğer bazı yöntemlerin, IMKB serisine uygulamasından elde edilen bulgular dördüncü bölümde verilmiştir. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

## 2. BULANIK ZAMAN SERİLERİ

Bulanık zaman serisi yaklaşımları aşağıda verilen temel kavram ve tanımlara bağlıdır (Chen, 2002). Evrensel küme  $U = \{u_1, \dots, u_b\}$  olmak üzere,  $U$ 'nun elemanları aralıklardır. Bu aralıklar zaman serisinin tüm değerlerini kapsayan evrensel kümenin önceden belirlenen sabit bir aralık uzunluğuna göre parçalanması ile elde edilir.  $U$ 'nun elemanlarına bağlı olarak  $A_j$  bulanık kümeleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$A_j = f_{A_j}(u_1)/u_1 + \dots + f_{A_j}(u_b)/u_b \quad (1)$$

Burada  $f_{A_j}$ ,  $A_j$  bulanık kümesinin üyelik fonksiyonudur ve  $f_{A_j} : U \rightarrow [0,1]$  olmaktadır.  $f_{A_j}(u_a)$ ,  $u_a$ 'nın  $A_j$ 'ye ait olmasının derecesidir.

**Tanım 1.**  $Y(t)$ ,  $t = \dots, 0, 1, 2, \dots$  gerçel değerli zaman serisi olsun. Zaman serisine uygun evrensel küme tanımı ve parçalanması yapıldıktan sonra zaman serisinin her bir gerçel gözlemi bulanıklaştırılarak elde edilen ve  $A_i$  bulanık kümelerinden oluşan yeni zaman serisi  $F(t)$ 'ye bulanık zaman serisi adı verilir.

**Tanım 2.** Bulanık zaman serisinde,  $F(t)$  değerinin sadece  $F(t-1)$ 'den etkilendiği düşünülürse, bulanık zaman serisine birinci dereceden bulanık zaman serisi adı verilir. Birinci dereceden bulanık zaman serisi için bulanık ilişki  $F(t) = F(t-1) * R(t, t-1)$  şeklinde gösterilebilir. Bu ifade,  $*$  herhangi bir operatörü göstermektedir.  $R(t, t-1)$  ifadesi, incelenen bulanık zaman serisindeki,  $t$  zamanı ile  $(t-1)$  zamanı arasındaki bulanık ilgiyi belirten bir fonksiyonu temsil etmektedir.  $F(t-1) = A_i$  ve  $F(t) = A_j$  olduğu durumda bulanık mantık ilişki  $A_i \rightarrow A_j$  şeklinde ifade edilebilir. Burada,  $A_i$  bulanık ilişkinin sol yanı

ve  $A_j$  bulanık ilişkinin sağ yanı olarak isimlendirilir.

**Tanım 3.**  $F(t)$  bulanık zaman serisi olsun. Eğer  $F(t-1), F(t-2), \dots, F(t-n)$ ,  $F(t)$ 'ye neden oluyorsa bulanık mantık ilişki:

$$F(t-n), \dots, F(t-2), F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (2)$$

şeklinde gösterilir ve bu modele n. dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli adı verilir.

$F(t)$ 'ye de n. dereceden bulanık zaman serisi adı verilir.

### 3. ÖNERİLEN YENİ YÖNTEM VE ALGORİTMASI

Gerçek hayat zaman serilerinin çözümlemesinde genellikle yüksek dereceli modellere ihtiyaç duyulur. Bulanık zaman serisi  $F(t)$ 'nin sadece bir önceki dönemden, başka bir deyişle sadece  $F(t-1)$ 'den etkilenmesi ender karşılaşılan bir durumdur. Gerçek hayat zaman serilerinin çoğu  $F(t-2), \dots, F(t-n)$  gibi diğer gecikmeli değişkenlerden de etkilenmektedir. Bu nedenle, yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelleri bir çok zaman serisine uygulanabilir. Buna karşın, yüksek dereceli bulanık zaman serisi modellerinin çözümlemesi için kullanılan Chen'in (2002) yöntemi, bulanık ilişki tablolarını kullandığından fazla hesaplama gerektirmektedir. Huarng (2006) birinci dereceden bulanık zaman serileri için bulanık ilişki belirlemede, ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanmıştır. Aladağ vd. (2008) de yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelini çözümleyen ve bulanık ilişkinin belirlenmesinin ileri beslemeli yapay sinir ağları ile yapıldığı bir yaklaşım önerilmiştir. Bu çalışmada ise Aladağ vd. (2008)'de önerilen yöntemin bulanık ilişki belirleme aşaması değiştirilerek, ileri beslemeli YSA yerine Elman tipi geri beslemeli YSA'nın kullanıldığı yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın algoritması aşağıda verilmiştir.

#### Algoritma.

**Adım 1.** D1 ve D2 pozitif iki sayı olmak üzere, zaman serisinin tüm gözlemlerini kapsayacak bir  $U = [D_{\min} - D1, D_{\max} + D2]$  evrensel kümesi ve  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\}$  olacak şekilde, sabit aralık uzunluğuna sahip  $u_i$  alt aralıkları tanımlanır.

**Adım 2.** Evrensel küme ve belirlenen alt aralıklara bağlı olarak  $A_j$  bulanık kümeleri,

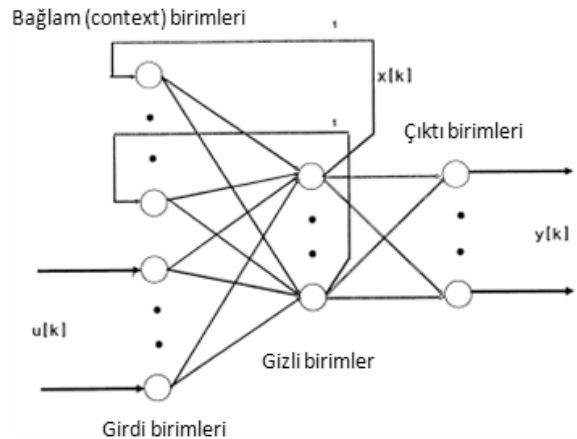
$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1, j+1 \\ 0 & , d. durumlarda \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, b$$

olmak üzere aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$A_j = a_{j1}/u_1 + a_{j2}/u_2 + \dots + a_{jb}/u_b, \quad j = 1, 2, \dots, b$$

**Adım 3.** Her bir veri bulunduğu aralığın en büyük üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme ile eşleştirilerek zaman serisi bulanıklaştırılır.

**Adım 4.** Elman tipi YSA kullanılarak bulanık mantık ilişkiler belirlenir. Yapay sinir ağının girdileri: gecikmeli değişkenlerden, çıktıları: öngörülerden ve hedef değerleri ise gerçek verinin bulanık değerlerinden oluşur. Kullanılan yapay sinir ağı verilen girdi ve çıktılarına göre eğitilir. Girdi nöronlarının sayısı modelin derecesini göstermektedir. Gizli tabaka birim sayısına deneme yanılma yöntemi ile karar verilir. Çıktı birimindeki nöron sayısının ise bir olacağı açıktır. Elman tipi YSA mimarisinin genel şekli Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Elman tipi YSA mimarisini

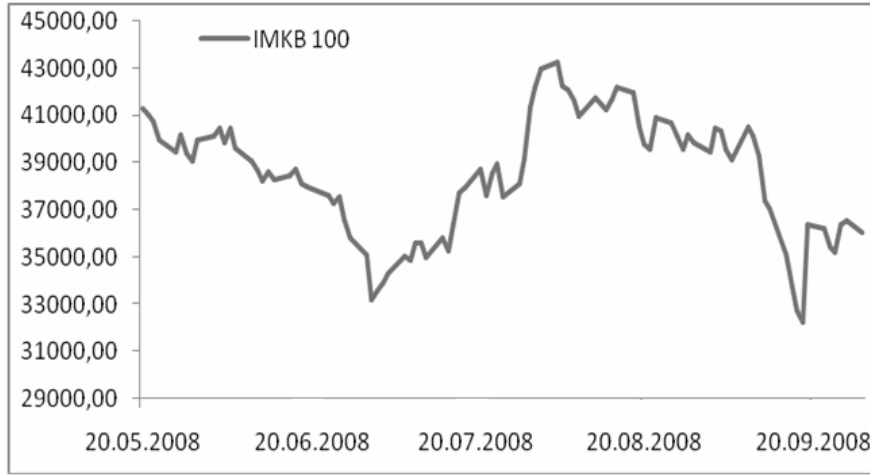
**Adım 5.** Bulanık öngörüler elde edilir. Önceki adımda elde edilen yapay sinir ağı modeli kullanılarak, yapay sinir ağının çıktıları

hesaplanır. Hesaplanan çıktılar, öngörülerin ait olduğu bulanık kümelerin numaralarıdır. Buna göre, bulanık öngörüler bir önceki adımda elde edilen yapay sinir ağı modelinin çıktularından elde edilir.

**Adım 6.** Bulanık öngörülere durulaştırma işlemi uygulanır. Durulaştırma sürecinde merkezileştirme yöntemi kullanılır. Bulanık öngörü  $A_j$  ise duru öngörü, bu bulanık kümenin en yüksek üyelik değerine sahip aralık olan  $u_j$ 'nin orta noktasıdır.

#### 4. UYGULAMA

Önerilen yeni yöntem ve literatürdeki diğer bazı yöntemler T.C. Merkez bankası internet sayfasından elde edilen 20.05.2008 ile 19.09.2008 tarihleri arasında günlük olarak gözlemlenmiş IMKB ulusal 100 endeksi (Kapanış fiyatlarına göre, Ocak 1986=1) zaman serisine uygulanmıştır. 95 gözlemden oluşan IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin grafiği Şekil 2 de verilmiştir.



Şekil 2. IMKB ulusal 100 endeksi (Kapanış fiyatlarına göre, Ocak 1986=1) zaman serisi

Önerilen yöntemin algoritmasını içeren program, Matlab 2007a paket programından yararlanılarak kodlanmış ve çözümlenmelerde bu fonksiyon kullanılmıştır. Önerilen yöntemin IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine uygulanması adımsal olarak aşağıda açıklanmıştır.

**Adım 1.** IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin en küçük değeri 32216,43 ve en büyük değeri 43259,37 dir. IMKB zaman serisinin gözlemlerini 12 adet bulanık küme ile temsil

etmek için evrensel küme  $U = [32000,44000]$  ve aralık uzunluğu 1000 olacak şekilde, evrensel kümenin parçalanmaları aşağıdaki gibi verilebilir. Aralık uzunluğunun seçimi konusu Huarng (2001) de detaylı olarak incelenmiştir. Diğer yandan, bu çalışmada önerilen yöntem bulanık ilişki belirleme konusunda katkı sağladığından, aralık uzunluğunun etkisini sabit tutmak için tüm yöntemlerin uygulanmasında 1000 aralık uzunluğu kullanılmıştır.

$$u_1 = [32000,33000], \quad u_2 = [33000,34000], \quad u_3 = [34000,35000]$$

$$u_4 = [35000,36000] \quad u_5 = [36000,37000], \quad u_6 = [37000,38000], \quad u_7 = [38000,39000],$$

$$u_8 = [39000,40000] \quad u_9 = [40000,41000], \quad u_{10} = [41000,42000], \quad u_{11} = [42000,43000],$$

$$u_{12} = [43000,44000]$$

**Adım 2.** Verilen evrensel küme parçalanmalarına göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{12}$$

$$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{12}$$

.

$$A_{11} = 0/u_1 + 0/u_2 + \dots + 0.5/u_{10} + 1/u_{11} + 0.5/u_{12}$$

$$A_{12} = 0/u_1 + 0/u_2 + \dots + 0/u_{10} + 0.5/u_{11} + 1/u_{12}$$

**Adım 3.** Zaman serisinin gözlemleri, bir önceki adımda verilen bulanık kümelerle eşleştirilir. Yani gözlemler bulanıklaştırılır; bunun için her bir gözlem içinde bulunduğu aralığın en yüksek üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme ile eşleştirilir. Örneğin, IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin ilk gözlemi 41296,5 dir. Bu gözlemin ait olduğu aralık  $u_{10} = [41000, 42000]$  dur.  $u_{10}$  aralığının en yüksek üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme

$$A_{10} = 0/u_1 + 0/u_2 + \dots + 0.5/u_9 + 1/u_{10} + 0.5/u_{11} + 0/u_{12}$$

olduğundan, bulanık zaman serisinin ilk gözlemi  $A_{10}$  bulanık kümesidir. Benzer şekilde tüm gözlemler bulanıklaştırılır.

**Adım 4.** Bu aşama bir örnek üzerinde açıklanabilir. İkinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli kullanıyorsa, Elman tipi yapay sinir ağının girdileri  $F(t-1)$  ve  $F(t-2)$  bulanık gecikmeli zaman serilerinin gözlemlerini oluşturan bulanık kümelerin indisleridir. Hedef değer ise  $F(t)$  bulanık zaman serisinin gözlemlerini oluşturan bulanık kümelerin indisleridir. Elman tipi yapay sinir ağının çıktıları  $\hat{F}(t)$  ye ait bulanık kümelerin indislerinin tahminleridir. IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin çözümlenmesinde, model derecesi 1 ile 5 arasında değiştirilerek ve Elman tipi yapay sinir ağının gizli tabaka birim sayıları da, ağın genelleştirme yeteneğini kaybettirmeyecek şekilde, 1 ile 5 arasında değiştirilerek, Elman tipi 25 adet YSA eğitilmiştir. Ayrıca YSA'nın tüm düğümlerinde lojistik aktivasyon fonksiyonu kullanılmış ve eğitim algoritması olarak da Levenberg-Marquardt algoritması tercih edilmiştir.

**Adım 5.** Bulanık öngörüler elde edilir. Önceki adımda eğitilen Elman tipi YSA'lar kullanılarak, öngörüler hesaplanır. Hesaplanan çıktılar, öngörülerin ait olduğu bulanık kümelerin indisleridir.

**Adım 6.** Bulanık öngörülere durulaştırma işlemi uygulanır. Durulaştırma sürecinde merkezileştirme yöntemi kullanılır. Bulanık öngörü  $A_j$  ise duru öngörü, bu bulanık kümenin en yüksek

üyelik değerine sahip aralık olan  $u_j$ 'nin orta noktasıdır.

Önerilen yönteme göre, 25 Elman tipi YSA için elde edilen tahminlerden hesaplanan hata kareler ortalaması karekök (HKOK) değerleri Tablo 1 de verilmiştir. Tabloya göre, örneğin 3. dereceden modelde, 4 gizli tabaka birimi kullanıldığında HKOK değeri 5692,306 olarak elde edilmiştir. Tablo 1 incelenirse, önerilen yöntemin en küçük HKOK değerinin bulunduğu durumun 5. dereceden modelde, 4 gizli tabaka biriminin kullanıldığı durum olduğu ve HKOK değerinin 639,1730 olarak elde edildiği görülmektedir.

Önerilen yöntemin sonuçlarını karşılaştırabilmek için IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine Aladağ vd. (2008) ve Chen (1996) yöntemleri uygulanmıştır. Aladağ vd. (2008)'in uygulamasında model derecesi 1 ile 5 arasında değiştirilip, gizli tabaka birim sayısı da 1 ile 5 arasında değiştirildiğinde en iyi duruma 5. dereceden modelde, 5 gizli tabaka birimi kullanıldığında ulaşıldığı ve HKOK değerinin 643,0105 olarak elde edildiği görülmektedir. IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine Chen(1996) yöntemi uygulandığında ise HKOK değeri 850,5700 olarak bulunmaktadır. Aladağ vd. (2008), Chen (1996) ve bu çalışmada önerilen yöntemin en iyi durumları için elde edilen sonuçlar Tablo 2 de verilmiştir. Tablo 2 de HKOK değerine ilaveten ortalama mutlak sapma (OMS) değerleri de verilmiştir. OMS ve HKOK değerlerinin hesaplanmasında aşağıda verilen formüller kullanılmıştır.

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$OMS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (4)$$

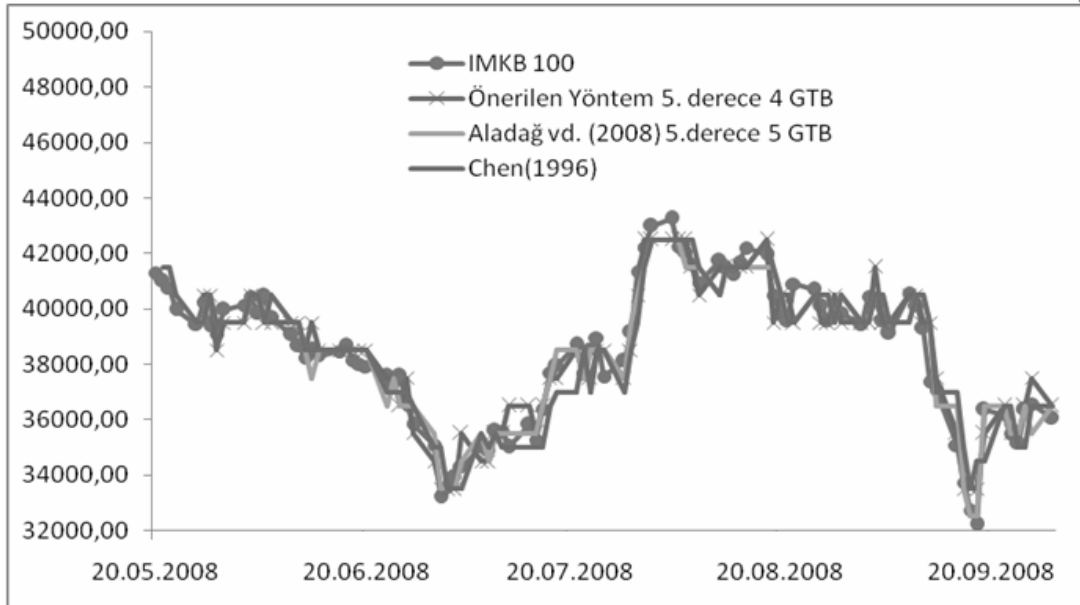
20.05.2008 ile 19.09.2008 tarihleri arasındaki gözlemler için elde edilen öngörüler görsel olarak incelenmiştir. IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin, Aladağ vd. (2008), Chen (1996) ve bu çalışmada önerilen yöntemle çözümlendiğinde elde edilen öngörülerini ve IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisi birlikte Şekil 3 de verilmiştir.

Tablo 1. Önerilen Yöntemin Uygulanmasından elde edilen HKOK değerleri

Gizli Tabaka Birim Sayısı	Model Derecesi				
	1	2	3	4	5
1	902,0098	5668,783	874,8140	861,8807	844,8368
2	902,0098	874,5751	842,5040	812,9462	772,4810
3	877,2264	811,9674	763,0117	779,6518	5727,131
4	857,9667	798,8441	5692,306	757,5584	<b>639,1730</b>
5	857,9667	5668,783	5692,306	698,0531	681,7789

Tablo 2. IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin çözümlenmesinden elde edilen sonuçlar

	HKOK	OMS
<b>Önerilen Yöntem</b> <b>Model derecesi: 5</b> <b>Gizli tabaka birimi: 4</b>	639,1730	506,0517
<b>Aladağ vd. (2008)</b> <b>Model derecesi: 5</b> <b>Gizli tabaka birimi: 5</b>	643,0105	512,8390
<b>Chen (1996)</b>	850,5700	677,7150



Şekil 3. IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisi ve çeşitli yöntemlerden elde edilen öngörüler.

Şekil 3 incelendiğinde, uygulanan tüm yöntemlerden elde edilen öngörülerin genel olarak gerçek gözlem değerlerine uyumlarının iyi olduğu görülmektedir. Kullanılan modeller, orijinal verideki dönüm noktalarını iyi yakalamış ve gerçek değerlere yakın tahminler üretmiştir. Tablo 2 göz önünde bulundurularak, görsel olarak incelenen öngörü sonuçları hem

HKOK hem de OMS ölçütlerine göre incelendiğinde, bu çalışmada önerilen yöntem ve Aladağ vd. (2008)'de önerilen yöntemin Chen (1996)'da önerilen yöntemle göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

## 5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Chen (2002) çalışmasında yüksek dereceli bulanık zaman serilerinin çözümlenmesinde, bulanık mantık grup ilişki tabloları kullanılmaktadır. Yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelinde, bulanık ilişki belirlemede bulanık mantık grup ilişki tablosu kullanımı oldukça karmaşıktır. Bu problem göz önünde bulundurularak, Aladağ vd. (2008) çalışmasında, bulanık mantık ilişkilerinin belirlenmesi ileri beslemeli YSA ile gerçekleştirilmiş ve böylece karmaşık bulanık mantık grup ilişki tablolarına gerek kalmamıştır. Ayrıca Aladağ vd. (2008) de Chen (2002) yönteminden daha iyi sonuçlar bulunduğu gösterilmiştir. Bu çalışmada ise Aladağ vd. (2008) de önerilen yöntemin bulanık ilişki belirlemede kullandığı ileri beslemeli yapay sinir ağı yerine, Elman tipi yapay sinir ağı kullanılarak yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntem, Aladağ vd. (2008) ve Chen(1996) yöntemi IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine uygulandığında, Tablo 2 den en düşük HKOK ve OMS değerlerini önerilen yöntemin verdiği görülmektedir. Ayrıca Şekil 3 incelenirse, önerilen yöntemden elde edilen öngörülerin IMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine oldukça uyumlu olduğu görülmektedir.

## KAYNAKLAR

- Aladag, C.H., Basaran, M.A., Egrioglu, E., Yolcu, U. ve Uslu, V.R. (2009). Forecasting in high order fuzzy times series by using neural networks to define fuzzy relations. *Expert Systems with Applications* 36 (3), 4228-4231.
- Chen, S.M. (1996). Forecasting enrollments based on fuzzy time-series. *Fuzzy Sets and Systems* 81, 311-319.
- Chen, S.M. ve Hwang, J.R. (2000). Temperature prediction using fuzzy time series. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics Part B* 30 (2), 263-275.
- Chen, S.M. (2002). Forecasting Enrollments based on high-order fuzzy time series. *Cybernetics and Systems an International Journal* 33, 1-16.
- Huarng, K. (2001). Heuristic models of fuzzy time series for forecasting. *Fuzzy Sets and Systems* 123 (3), 369-386.

- Huarng, K. ve Yu, H.K. (2006). The application of neural networks to forecast fuzzy time series. *Physica A* 363, 481-491.
- Hwang, J.R., Chen, S.M. ve Lee, C.H. (1998). Handling forecasting problems using fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems* 100, 217-228.
- Song, Q. ve Chissom, B.S. (1993a). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems* 54, 269-277.
- Song, Q. ve Chissom, B.S. (1993b). Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part I. *Fuzzy Sets and Systems* 54, 1-10.
- Song, Q. ve Chissom, B.S. (1994). Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part II. *Fuzzy Sets and Systems* 62, 1-8.
- Sullivan, J. ve Woodall, W.H. (1994). A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling. *Fuzzy Sets and Systems* 64, 279-293.
- Yolcu, U., Egrioglu, E., Uslu, V.R., Basaran, M.A. ve Aladağ, C.H. (2009). A new approach for determining the length of intervals for fuzzy time series. *Applied Soft Computing* 9 (2), 647-651.
- Yu, H.K. (2005a). A refined fuzzy time series model for forecasting. *Physica A* 346, 657-681.
- Yu, H.K. (2005b). Weighted fuzzy time series models for TAIEX forecasting. *Physica A* 349, 609-624.
- Zadeh L.A. (1965). Fuzzy Sets. *Inform and Control* 8, 338-353.

