



Yüksek Dereceli Bulanık Zaman Serisi Yaklaşımı İle Türkiye Enflasyon Öngörüsü

Vedide Rezan USLU¹ Ufuk YOLCU² Erol EĞRİOĞLU³
Ç.Hakan ALADAĞ⁴ M. Alper BAŞARAN⁵

Özet

Enflasyon öngörülerinin elde edilmesi önemli bir ekonomik problemdir. Öngörülerin daha doğru elde edilmesi daha doğru kararlara neden olacaktır. T.C. Merkez bankası her yılın belirli dönemlerinde enflasyon raporları yayınlamaktadır. Raporlarda enflasyon beklentisi anketi sonuçları yer almaktadır. Bu çalışmada tüketici fiyat endeksi yüksek dereceli bulanık zaman serisi yaklaşımı ile öngörülmüştür. Yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelinde ilişkilerin belirlenmesi yapay sinir ağları ile yapılmaktadır. Tüketici fiyat endeksi zaman serisi, ayrıca literatürde yer alan bazı bulanık zaman serisi yaklaşımları ile tahmin edilerek, öngörü doğruluğu açısından T.C. Merkez Bankası enflasyon beklentisi anketi sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Bulanık zaman serileri, yapay sinir ağları, öngörü.

Jel Sınıflandırma Kodları: C53, C81, C63

Forecasting Inflation Rates with High Order Fuzzy Time Series Approach

Abstract

To obtain inflation forecasts is an important economic issue. The more accurate forecasts we get implies the more precise decisions we make. The central Bank

¹ Doç.Dr. Vedide Rezan USLU, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen-Edb. Fakültesi, İstatistik Bölümü

² Yrd.Doç.Dr. Ufuk YOLCU, Giresun Üniversitesi, Fen Edeb. Fakültesi, İstatistik Bölümü

³ Doç.Dr. Erol EĞRİOĞLU, (Haberleşme Adresi: Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen-Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Kurupelit, Samsun, erole@omu.edu.tr, 0362-3121919-5171)

⁴ Dr. Çağdaş Hakan ALADAĞ, Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü

⁵ Yrd.Doç.Dr. M.Alper BAŞARAN, Niğde Üniversitesi, Fen-Edb.Fakültesi, Matematik Bölümü

reports inflation rates in certain periods of every year. In this reports the results of inflation expectation survey are presented. In this study we use an approach in which relationship is determined by artificial neural network in high order fuzzy time series model. Time series of consumer price index is estimated by both the artificial neural network based method and some fuzzy approaches which is common in the literature. The results are compared to the results of inflation expectation survey analysis conducted by Central Bank of the Republic of Turkey in the aspect of forecasts accuracy.

Key words: Fuzzy time series, artificial neural networks, forecasting.

Jel Codes: C53, C81, C63

1. GİRİŞ

Son yıllarda bulanık zaman serisi yaklaşımlarına ilgi artmaktadır. Bulanık küme teorisi ilk olarak Zadeh (1965) 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 zaman serisi yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemlerin büyük çoğunluğu birinci dereceden bulanık zaman serisi modellerine dayalıdır. Birinci dereceden zaman serisi modelinde bulanık zaman serisinin sadece bir önceki dönemden etkilendiği varsayılmaktadır. Chen ve Hwang (2000), Huarng (2001), Huarng ve Yu (2006), Hwang, Chen ve Lee (1998), Sullivan ve Woodal (1994), Yu (2005a) ve Yu (2005b) çalışmaları birinci dereceden bulanık zaman serisi modellerini kullanan önemli çalışmalardır. Gerçek hayat zaman serileri için birinci dereceden daha yüksek modellere ihtiyaç duyulmaktadır. İlk kez Chen (2002) çalışmasında yüksek dereceli zaman serisi modeline dayalı bir yaklaşım önermiştir. Ancak Chen (2002) çalışmasında bulanık ilişkilerin belirlenmesi bir çok ilişki tablosunun elde edilmesini gerektirmekte ve fazla hesaplama ihtiyacı duymaktadır. Bulanık zaman serilerinde bulanık ilişkilerin, yapay sinir ağları kullanılarak belirlenmesi ilk olarak Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilmiştir. Huarng ve Yu (2006) yaklaşımı birinci dereceden bulanık zaman serisi modeli için olduğundan yapay sinir ağı modelinde tek girdi bulunmaktadır. Aladağ vd. (2009) ise yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modeline dayalı ve ilişki belirlemede ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanan bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntem, yüksek dereceli model kullanıldığından yapay sinir ağının girdi sayısı da birden fazladır. Bu çalışmada, 2003 Şubat ve 2008 Şubat ayları arasında hesaplanan Türkiye tüketici fiyat endeksi zaman serisi, bulanık zaman

serisi yöntemlerinden Aladağ vd. (2009), Chen (2002), Huarng ve Yu (2006) ve bazı geleneksel zaman serisi yöntemleri ile çözümlenmiştir. Uygulamada Mart 2007- Şubat 2008 verisi test verisi olarak kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar T.C. merkez Bankası enflasyon beklentisi anketleri ile karşılaştırılmıştır. Bulanık zaman serisi yöntemlerinin uygulaması MATLAB, klasik zaman serisi uygulamaları ise Eviews ile gerçekleştirilmiştir. İkinci bölümde bulanık zaman serilerinin genel tanımları, üçüncü bölümde önerilen yeni yöntemin algoritması, dördüncü bölümde uygulama sonuçları verilmiş ve son bölümde ise sonuçlar tartışılmıştır.

2. BULANIK ZAMAN SERİLERİ

Bulanık zaman serisi yaklaşımları aşağıda verilen temel kavram ve tanımlara bağlıdır.

$U = \{u_1, \dots, u_b\}$ evrensel küme 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_i bulanık kümeleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

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

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. $Y(t)$, $t = \dots, 0, 1, 2, \dots$ reel değerli zaman serisi olsun. Zaman serisine uygun evrensel küme tanımı ve parçalanması yapıldıktan sonra A_i bulanık kümelerinden oluşan yeni zaman serisi $F(t)$ 'ye bulanık zaman serisi adı verilir.

Tanım 2. Bulanık zaman serisinde ilişki için $F(t)$ 'nin 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 ise $F(t) = F(t-1) * R(t, t-1)$ şeklinde gösterilebilir. Bu ifadede $*$ herhangi bir operatörü göstermektedir. $F(t-1) = A_i$ ve $F(t) = A_j$ olduğu durumda bulanık mantık ilişki $A_i \rightarrow A_j$ ile gösterilebilir. 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 ilişkisi:

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

şeklinde gösterilir ve $F(t)$ 'ye n . dereceden bulanık zaman serisi adı verilir.

3. ALADAĞ vd. (2009) YÖNTEMİ VE ALGORİTMASI

Gerçek hayat zaman serileri genellikle yüksek dereceli modellere ihtiyaç duyar. Bulanık zaman serisi $F(t)$ 'nin sadece bir önceki dönemden, başka bir deyişle sadece $F(t-1)$ 'den etkilenmesi nadir karşılaşılan bir durumdur. Gerçek hayat zaman serilerinin çoğu $F(t-2), \dots, F(t-n)$ gibi diğer gecikmeli değişkenlerden de etkilenebilmektedir. Bu nedenle yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelleri bir çok zaman serisine uygulanabilir. Ancak yüksek dereceli bulanık zaman serisi modellerinin çözümlenmesi için kullanılan Chen (2002) yöntemi bulanık ilişki tablolarını kullandığından fazla hesaplama gerektirmektedir. Huarng ve Yu (2006) birinci dereceden bulanık zaman serileri için bulanık ilişki belirlemede ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanmıştır. Aladağ vd. (2009) ise yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelini çözümleyen ve bulanık ilişkinin belirlenmesinin ileri beslemeli yapay sinir ağları ile yapıldığı bir yaklaşım önermiştir. Bu yaklaşımın algoritması aşağıda verilmiştir.

Algoritma 1.

Adım 1. $D1$ ve $D2$ pozitif iki sayı olmak üzere, $U = [D_{\min} - D1, D_{\max} + D2]$

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,

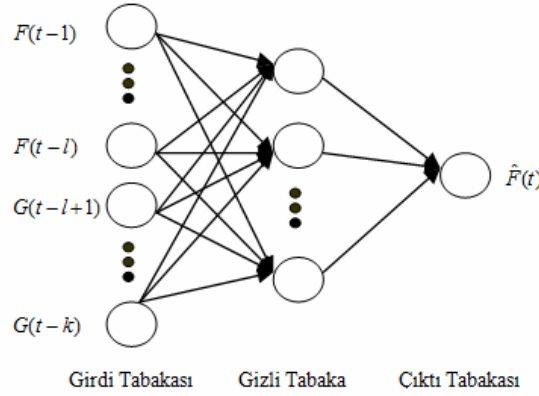
$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1, j+1, \quad j = 1, 2, \dots, b \\ 0 & , d.h. \end{cases}$$

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. İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılarak bulanık mantık ilişkiler belirlenir. Yapay sinir ağının girdileri; gecikmeli değişkenlerden, çıktıları; öngörülerden ve hedef değerleri ise gerçek verinin bulanık değerlerinden oluşur. Yapay sinir ağı verilen girdi ve çıktılara göre eğitilir. Girdi nöronlarının sayısı modelin derecesi olmaktadır. Gizli tabaka birim sayısına deneme yanılma yöntemi ile karar verilmektedir. Çıktı birimindeki nöron sayısının ise 1 olacağı açıktır. Kullanılan ileri beslemeli yapay sinir ağı mimarisi Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Mimarisi

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.

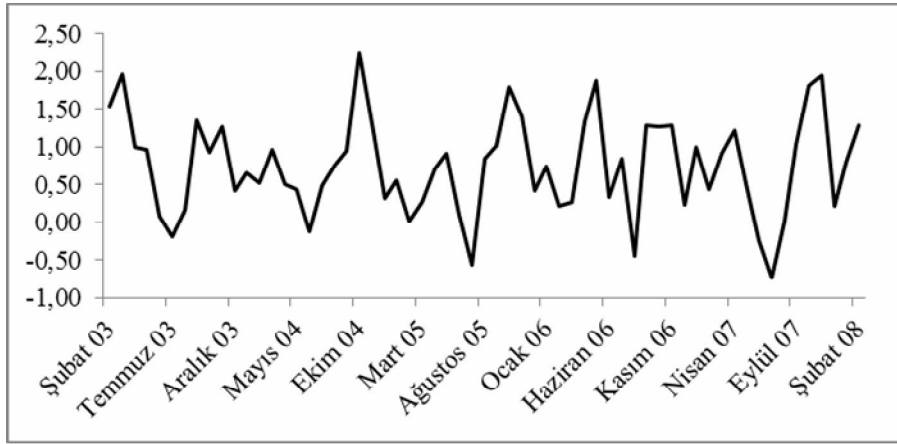
Adım 6. Bulanık öngörülere durulaştırma işlemi uygulanır. Durulaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Bulanık öngörü A_j ise duru öngörü, bu bulanık kümenin en yüksek üyelik değerine sahip aralık olan u_j 'nin orta noktasıdır.

4. UYGULAMA

Uygulamada, Şubat 2003- Şubat 2008 tarihleri arasında gerçekleşen aylık TUFİ zaman serisi kullanılmıştır. TUFİ serisinin grafiği Şekil 1’de verilmiştir.

İlk olarak TUFİ serisine Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilen birinci dereceden zaman serisi yaklaşımı uygulanmıştır. Uygulamada test kümesi için elde edilen hata kareler ortalaması karekök (HKOK) değerleri Tablo 1’de

verilmiştir. Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilen yaklaşımın uygulanmasında evrensel kümenin parçalanmasında kullanılan aralık uzunluğu 0.10, 0.30 ve 0.50 olarak ve bulanık ilişki belirlemede kullanılan ileri beslemeli yapay sinir ağında gizli tabaka birim sayısı 1, 2, 3, 4, 5 ve 6 olarak alınmıştır. Huarng ve Yu (2006) yönteminin en iyi olduğu durum aralık uzunluğunun 0.10 ve bulanık ilişki belirlemede 6 gizli tabaka biriminin bulunduğu ileri beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı durumdur ve RMSE=0.64235 dir.



Şekil 2. Şubat 2003- Şubat 2008 Arası Aylık TÜFE Zaman Serisi

Tablo 1. Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Yaklaşımına Göre HKOK değerleri (Huarng ve Yu, 2006)

Aralık Uzunluğu	Gizli Tabaka Birim Sayıları					
	m=1	m=2	m=3	m=4	m=5	m=6
0.10	0.7314	1.7049	0.6924	0.6467	0.7144	0.6423*
0.30	0.7485	1.6165	0.7080	0.7080	0.7080	0.7108
0.50	0.7688	1.7049	0.7688	0.7758	0.7688	0.7688

İkinci olarak TUFÉ zaman serisine Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntem (Algoritma 1) uygulanmıştır. Aladağ vd. (2009) yönteminin uygulanmasında evrensel küme parçalanması için kullanılan aralık uzunlukları yine 0.10, 0.30 ve 0.50 dir. Bulanık ilişki belirlemek için kullanılan sinir ağı modellerinde gizli tabaka birim sayısı 1, 2, 3, 4, 5 ve 6 olarak alınmıştır. Bulanık zaman serisi modeli ise 1. dereceden 12. dereceye kadar

değiştirilmiştir. Test kümesi için elde edilen HKOK değerleri Tablo 2’de özetlenmiştir.

Bu yöntem test kümesi için en düşük HKOK değerini aralık uzunluğunun 0.30 olduğu, 12. dereceden bulanık zaman serisi modelinin kullanıldığı ve bulanık ilişkinin belirlenmesinde 6 gizli tabaka biriminin kullanıldığı durumda vermiştir ve HKOK=0,5359 dur. Üçüncü olarak TUFSE serisine Chen (2002) tarafından önerilen yöntem uygulanmıştır. Yöntemin uygulanmasında evrensel küme parçalanması için kullanılan aralık uzunlukları 0.10, 0.30 ve 0.50 olarak alınmış ve yöntemdeki bulanık zaman serisi modeli 1. dereceden 12. dereceye kadar değiştirilmiştir. Test kümesi için elde edilen HKOK değerleri Tablo 2’de özetlenmiştir. Chen (2002) yöntemi test kümesi için en düşük HKOK değerini aralık uzunluğunun 0.50 olduğu, 12. dereceden bulanık zaman serisi modelinin kullanıldığı durumda almış ve HKOK=0,81903 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 2. Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Yaklaşımlarına Göre HKOK Değerleri (Aladağ vd., 2009 ve Chen, 2002)

Model Drc.	Aralık Uzun.	Aladağ vd. (2009)						Chen (2002)
		Gizli Tabaka Birim Sayısı						
2	0.10	0.6506	0.7644	0.7899	0.7153	0.7429	1.7049	0.8366
	0.30	0.6908	0.7367	1.6165	0.6857	0.8026	1.6165	0.9927
	0.50	0.6502	0.7758	0.7758	0.5441	0.5441*	1.7049	1.1326
3	0.10	0.9498	1.7049	0.9449	0.9638	1.0674	0.9894	0.8947
	0.30	1.0023	1.6165	0.9285	0.9966	1.0133	0.9509	1.0484
	0.50	1.0709	1.7049	1.0709	1.0284	0.8809*	0.9444	1.0616
4	0.10	1.0804	1.0566	1.1560	1.7049	1.7049	1.0280	0.9037
	0.30	1.1370	1.0162	1.1179	1.6165	1.6165	1.0715	0.9180
	0.50	1.1691	1.1691	1.1215	1.7047	1.7049	1.0449	0.8706*
5	0.10	0.9572	1.1275	1.0034	0.9748	1.1374	1.0559	0.8878
	0.30	1.1179	1.0859	1.1252	1.0539	1.1096	1.0133	0.8987
	0.50	1.1344	1.0959	1.0236	1.0856	1.0369	0.9837	0.8551*
6	0.10	0.7304*	0.9796	0.9234	0.8494	0.8907	0.9552	0.8669
	0.30	0.8638	0.8887	0.8841	0.9101	0.8813	1.8502	0.8748
	0.50	0.8293	0.9198	0.8852	0.8936	0.8685	0.8922	0.8365
7	0.10	0.7585*	0.8082	0.9299	0.8214	0.8099	0.8099	0.8522
	0.30	0.8214	0.7799	0.7660	0.8413	0.8051	0.8135	0.8594
	0.50	0.8125	0.8748	0.9252	0.9444	0.8540	0.8955	0.8264
8	0.10	0.7805	0.7780	0.9031	0.9111	1.7049	0.9111	0.8490

	0.30	0.8650	0.8785	0.7840	0.9512	1.6165	0.9512	0.8562
	0.50	0.7546*	0.8192	0.7606	0.9765	0.8053	0.9765	0.8276
9	0.10	0.9601	0.9727	1.0195	1.0106	1.0037	1.0037	0.8490
	0.30	0.7799*	0.9642	1.0272	1.0446	1.0446	1.0445	0.8561
	0.50	0.93423	0.9408	1.0607	1.0701	1.0701	1.0701	0.8306
10	0.10	0.9959	0.8719	0.9694	0.9616	0.9616	0.9616	0.8463
	0.30	0.9548	0.9472	0.9590	0.9961	1.6165	0.9961	0.8529
	0.50	1.0219	0.9580	0.9492	0.9934	0.9934	0.9934	0.8297*
11	0.10	0.8392	0.8797	1.7049	0.9364	0.9364	0.9364	0.8400
	0.30	0.8659	0.9253	1.6165	0.9237	0.9237	0.9237	0.8459
	0.50	0.9497	0.9519	1.7049	0.9527	0.9527	0.9527	0.8256*
12	0.10	0.6334	0.6461	0.5873	0.5873	0.5873	0.5873	0.8317
	0.30	0.6023	0.5583	0.5359*	0.6174	0.5359	0.5359	0.8373
	0.50	0.6379	0.5953	0.5607	0.6629	0.5607	0.5607	0.8190

Tablo 2 incelenirse test kümesi için en düşük HKOK değerini Aladağ vd. (2009) tarafından verdiği görülmektedir.

Ayrıca, her üç yöntemden Aladağ vd. (2009) elde edilen öngörü sonuçlarını T.C. Merkez Bankasının yayınladığı enflasyon beklentisi anketi sonuçları ile karşılaştırmak için aylık olarak elde edilen öngörüler 12 ay sonrası için yıllık enflasyon değerine dönüştürülmüştür. Bu durumda elde edilen yıllık TUF öngörülerini tüm yöntemler için ve T.C. Merkez Bankasının yayınladığı enflasyon raporlarından alınan iki beklenti anketi öngörülerini ve bu öngörülerden elde edilmiş HKOK, OMYH (ortalama mutlak yüzdeler hata) ve YD (yön doğrülüğü) değerleri Tablo 3’de verilmiştir.

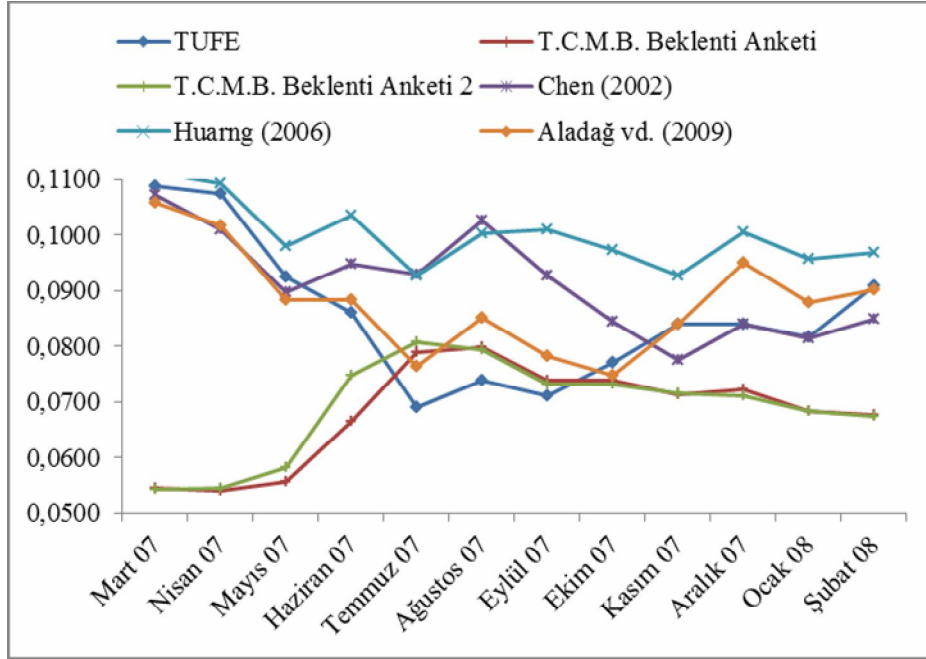
Tablo 3. Mart 2007- Şubat 2008 için Yıllık Olarak Hesaplanan TUF Zaman Serisi ve Öngörüler

	Orijinal Yıllık TUF Değerleri	Aladağ vd. (2009)	T.C.M.B. Beklenti Anketi	T.C.M.B. Beklenti Anketi 2	Chen (2002)	Huarng ve Yu (2006)
03-07	0.1088	0.1058	0.0546	0.0544	0.1072	0.1113
04-07	0.1074	0.1016	0.0541	0.0547	0.1010	0.1093
05-07	0.0924	0.0883	0.0557	0.0583	0.0897	0.0980
06-07	0.0861	0.0884	0.0666	0.0748	0.0949	0.1036
07-07	0.0691	0.0765	0.0789	0.0807	0.0929	0.0927
08-07	0.0740	0.0851	0.0798	0.0794	0.1026	0.1003
09-07	0.0712	0.0782	0.0738	0.0731	0.0928	0.1009

10-07	0.0770	0.0748	0.0738	0.0731	0.0844	0.0974
11-07	0.0840	0.0839	0.0713	0.0716	0.0776	0.0927
12-07	0.0839	0.0950	0.0723	0.0711	0.0840	0.1005
01-08	0.0817	0.0879	0.0684	0.0684	0.0814	0.0956
02-08	0.0910	0.0903	0.0677	0.0675	0.0850	0.0969
HKOK	0.0061	0.0269	0.0262	0.0132	0.0170	
OMYH	6.28%	21.87%	21.09%	12.36%	18.50%	
YD	72.73%	81.82%	81.82%	63.64%	45.45%	

Tablo 3 incelendiğinde, hem HKOK hem de OMYH kriterlerine göre en iyi öngörülerin Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntem ile elde edildiği görülmüştür. Beklenti anketlerinin YD kriterine göre üstün gözükmesine karşın diğer iki kritere göre oldukça kötü öngörü sonuçları elde ettiğine dikkat edilmelidir.

Tüm yöntemlere ve beklenti anketi sonuçlarına göre test kümesi için elde edilen öngörülerin gerçek yıllık TUFÉ değerleri ile birlikte grafiği Şekil 3'de verilmiştir.



Şekil 3. Orijinal Yıllık TUFÉ Zaman Serisi ve Tüm Yöntemlerin Öngörülerini

Şekil 3 incelendiğinde, TUFİE zaman serisine en uygun öngörülerin Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntemine ait olduğu görülür. Tablo 1, Tablo 2, Tablo 3’de özetlenen sonuçlar ve Şekil 3 birlikte değerlendirildiğinde, Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntemin bu çalışmada uygulanan diğer bulanık zaman serisi yöntemleri ve T.C.M.B. beklenti anketlerine göre daha iyi öngörüler elde ettiği sonucuna varılır.

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen ve yüksek dereceli bulanık zaman serisi modelinin çözümlenmesinde bulanık ilişkinin ileri beslemeli yapay sinir ağı ile yapıldığı yeni bir yöntemin tanıtılması amaçlanmıştır. Bu amaçla, TUFİE aylık zaman serisine, Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yöntem ve iki bulanık zaman serisi yöntemi olan Chen (2002) ve Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilen yöntemler uygulanarak test kümesi için HKOK değerleri hesaplanmıştır. Sonuçlar incelendiğinde, Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yüksek dereceli bulanık zaman serisi yönteminin Chen (2002) ve Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilen yöntemlerden daha düşük HKOK değerleri verdiği görülmektedir. Ayrıca aylık TUFİE değerleri ile hesaplanan yıllık TUFİE değerleri T.C. Merkez Bankası beklenti anketi sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Tablo 3’deki sonuçlara göre Aladağ vd. (2009) tarafından önerilen yüksek dereceli bulanık zaman serisi yöntemi yıllık TUFİE değerleri için T.C. Merkez Bankası beklenti anketleri sonuçlarında da daha düşük HKOK değeri vermiştir. Ayrıca Chen (2002) ve Huarng ve Yu (2006) tarafından önerilen yöntemlerden elde edilen öngörülerin de T.C. Merkez Bankası beklenti anketlerinden daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

KAYNAKLAR

Aladag C. H., Basaran M.A., Egrioglu E., Yolcu U., & Uslu V.R. (2009), "Forecasting in High Order Fuzzy Times Series by Using Neural Networks to Define Fuzzy Relations", *Expert Systems with Applications*, 36, 4228-4231.

Chen, S. M. & 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. (1996), "Forecasting enrollments based on fuzzy time-series", *Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311-319.

Chen, S. M. (2002), "Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series", *Cybernetics and Systems An International Journal*, 33, 1-16.

Huang, K. & Yu, H.K. (2006), "The application of neural networks to forecast fuzzy time series", *Physica A*, 363, 481-491.

Huang, K. (2001), "Heuristic models of fuzzy time series for forecasting", *Fuzzy Sets and Systems*, 123 (3), 369-386.

Hwang, J. R., Chen, S. M., & Lee, C. H. (1998), "Handling forecasting problems using fuzzy time series", *Fuzzy Sets and Systems*, 100, 217-228.

Song, Q. & Chissom, B.S., (1994), "Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part II", *Fuzzy Sets and Systems*, 62, 1-8.

Song, Q. and Chissom, B.S. (1993a), "Fuzzy time series and its models", *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 269-277.

Song, Q. and Chissom, B.S. (1993b), "Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part I", *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 1-10.

Sullivan, J., & Woodall, W. H. (1994), "A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling", *Fuzzy Sets and Systems*, 64, 279-293.

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.