

**BULANIK ZAMAN SERİSİ
YÖNTEMLERİ İLE İMKB ÖNGÖRÜSÜ**

FEVZİ EMRAH İNCEOĞLU

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI**

T.C.
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BULANIK ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ
İLE İMKB ÖNGÖRÜSÜ

FEVZİ EMRAH İNCEOĞLU

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İSTATİSTİK ANABİLİM DALI

AKADEMİK DANIŞMAN
Doç. Dr. EROL EĞRİOĞLU

SAMSUN – 2010

ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Bu çalışma jürimiz tarafından 28/05/2010 tarihinde yapılan sınav ile İstatistik Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Hüseyin DEMİR

Üye: Doç. Dr. Erol EĞRİOĞLU (danışman)

Üye: Doç. Dr. Vedide Rezan Uslu

ONAY:

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

23/06/2010

Prof. Dr. Hasan GÜMÜŞ
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

BULANIK ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ İLE İMKB ÖNGÖRÜSÜ

ÖZET

Bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri klasik yaklaşımlara göre birçok avantaja sahiptir. Özellikle gözlemleri belirli bir zaman dilimi içinde değişiklik gösteren zaman serileri için uygun yöntemlerdir. Bulanık zaman serileri yöntemlerinin başlıca uygulama alanı borsa serileridir. Bu çalışmada İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 endeksi zaman serisi çeşitli bulanık zaman serisi yöntemleri ile çözümlenmiştir. Elde edilen öngörüler, öngörü kombinasyonu teknikleri ile birleştirilmiştir. Tüm sonuçlar yorumlanarak İMKB zaman serisi öngörüsü için uygun yaklaşım belirlenmiştir.

Anahtar Sözcükler: Kesikli bulanık küme, bulanık zaman serisi, bulanık mantık ilişki, öngörü, öngörü kombinasyonu

FORECASTING IMKB WITH FUZZY TIME SERIES METHODS

ABSTRACT

The fuzzy time series forecasting methods has some advantage when they compared to conventional time series forecasting methods. The fuzzy time series forecasting models are more proper for the time series whose observations can vary in a definite time period. The fuzzy time series have mostly used for stock exchange time series. In this study, some fuzzy time series forecasting approaches are applied to İstanbul Stock Exchange (IMKB) time series. Then, calculated forecasts obtained from these fuzzy time series forecasting models are combined using some forecast combination methods. All obtained results are discussed and the best approach for forecasting IMKB time series is determined.

Key Words: Discrete fuzzy set, fuzzy time series, fuzzy logic relation, forecast, forecast combination.

TEŞEKKÜR

Bu bölümün gerçek anlamını bulabilmesi için, öncelikle, şu an bu satıları yazabilmemdeki en temel vesile olan ve hiçbir an desteğini, yardımını ve en önemlisi güvenini benden esirgemeyen sevgili hocam Yrd. Doç. Dr. Erol EĞRİOĞLU'na ve yine kıymetli tecrübelerinden faydalandığım İstatistik bölümü öğretim üyelerine saygı ve şükranlarımı sunarım.

Bu uzun ve yorucu çalışma dönemlerimde yanımda olan ve sürekli desteklerini esirgemeyen Arş. Gör. Ufuk YOLCU'ya ve Arş. Gör. Necati Alp ERİLLİ'ye teşekkür ederim.

Ve nihayet bugünlere gelmemde en büyük emeği olan, benden zor anlarımda desteğini ve çok ihtiyacım olan sevgi ve hoşgörülerini esirgemeyen sevgili anneme, babama ve abim Mehmet SUNGUR'a en içten dileklerle teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

1	GİRİŞ	1
2	GENEL BİLGİLER	4
2.1	Bulanık Küme Ve Sayı Kuramı	5
2.1.1	Bulanık Küme	5
2.1.2	Bulanık Sayı	5
2.1.3	Alfa Kesmeleri	7
2.1.4	Kesikli Bulanık Kümeler	8
2.2	Bulanık Aritmetik	9
2.2.1	Genişleme Prensibi	9
2.2.2	Aralık Aritmetiği	10
3	MATERYAL VE YÖNTEMLER	12
3.1	Bulanık Zaman Serileri Tanımları	12
3.2	Bulanık Zaman Serisi Çözüm Yöntemleri	14
3.2.1	Chen'in Yöntemi	14
3.2.2	Huarng'ın Yöntemleri	17
3.2.3	Chen'in Yüksek Dereceli Bulanık Zaman Serisi Yöntemi	18
3.2.4	Cheng ve Arkadaşlarının Bulanık Kümelemeli Bulanık Zaman Serisi Çözümleme Yöntemi	22

3.3	Bulanık C-Ortalamalar Kümeleme Yöntemi	23
3.4	Öngörü Kombinasyonu Teknikleri	23
3.4.1	Basit Öngörü Kombinasyonu Yöntemi	23
3.4.2	Varyans Kovaryans Yöntemi	24
3.4.3	Öngörü Hata Kareler Ortalaması İndirme Yöntemi	25
3.5	Zaman Serilerinde Model Seçim Yöntemleri	25
4	BULGULAR VE TARTIŞMA	27
5	SONUÇ VE ÖNERİLER	44
6	KAYNAKLAR	46
7	EKLER	49
8	ÖZGEÇMİŞ	65

SİMGE VE KISALTMALAR LİSTESİ

(a, b)	Açık aralık
α	Alpha
β	Beta
$>$	Büyük
$\geq$	Büyük ve eşit
δ	Delta
Δ	Delta
$\notin$	Elemanı değildir
$\in$	Elemanıdır
$=$	Eşit
η	Etta
γ	Gamma
RMSE	Hata kareler ortalaması karekökü
MAPE	Hatanın mutlak yüzdelik ortalaması
DA	Yön Doğruluğu
AIC	Akaike Bilgi Ölçütü
BIC	Bayesgil Bilgi Ölçütü
VCM	Varyans Kovaryans Yöntemi
MSFE	Öngörü Hatası İndirme Yöntemi
SFC	Basit Öngörü Kombinasyonu
$\approx$	Hemen hemen eşit, yaklaşık
$\Rightarrow$	İse
$[a, b]$	Kapalı aralık
$Kov(X, Y)$	Kovaryans (X ile Y arasındaki)
$<$	Küçük
$\leq$	Küçük ve eşit
max	Maksimum
min	Minimum
$\Re^+$	Pozitif reel sayılar
$\Re$	Reel sayılar

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.	Üçgensel Bulanık Sayı	6
Şekil 2.	Yamuk Bulanık Sayı	6
Şekil 3.	Üçgensel Biçimli Bulanık Sayı	7
Şekil 4.	20.05.2008 ile 26.09.2008 Tarihleri Arasında Gerçekleşen İMKB Ulusal 100 Endeksi Zaman Serisi	27
Şekil 5.	Chen (1996) Yönteminde 1300 Aralık Uzunluğu İçin Test Verisinin Öngörülleri	38
Şekil 6.	Chen (2002) Yönteminde 2. Dereceden Model ve 900 Aralık Uzunluğu İçin Test Verisinin Öngörülleri	39
Şekil 7.	Huarng (2001b), Dağılıma Dayalı Yaklaşım İçin Test Verisinin Öngörülleri	39
Şekil 8.	Huarng (2001b), Ortalamaya Dayalı Yaklaşım İçin Test Verisinin Öngörülleri	40
Şekil 9.	Cheng vd. (2008) Yöntemi İle 6 Küme İçin, Test Verisinin Öngörülleri	40
Şekil 10.	SFC Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği	42
Şekil 11.	VCM Kombinasyon Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği	42
Şekil 12.	MSFE Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği	43

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.	Aralık Uzunluğu Belirlemek İçin Kullanılan Baz Tablosu	17
Tablo 2.	İMKB Ulusal 100 Endeksine Ait Bulanık Grup İlişki Tablosu	33
Tablo 3.	Test Kümesine Ait Gerçek Değer Ve Bulanık Değerleri Tablosu	34
Tablo 4.	Test Kümesine Ait Gerçek Değer, Bulanık Değer, Bulanık Öngörü Ve Durulaştırılmış Öngörü Tablosu	34
Tablo 5.	Chen (1996) Yöntemi İle Test Verisi İçin Elde Edilen Sonuçlar	36
Tablo 6.	Chen (2002) Yöntemi İle Test Verisi İçin Elde Edilen Sonuçlar	37
Tablo 7.	Huarng (2001b) Yöntemi İle Test Verisi İçin Elde Edilen Sonuçlar	37
Tablo 8.	Cheng vd. (2008) Yöntemi İle Test Verisi İçin Elde Edilen Sonuçlar	38
Tablo 9.	Tüm yöntemlerin en iyi durumları için öngörü sonuçları	41
Tablo 10.	Çeşitli Yöntemlerden Elde Edilen Kombine Öngörüler	41
Tablo 11.	Çeşitli Yöntemlerden Elde Edilen Öngörü için Hesaplanan Model Seçim Ölçütleri	43

1. GİRİŞ

Gerçek hayat zaman serilerinin birçoğunda gözlemlerde belirsizlik olması mümkündür. Örneğin günlük hava sıcaklığını düşünürsek, gün içinde sürekli sıcaklık değiştiğinden her bir günü temsil eden kesin bir hava sıcaklığı yoktur. Bu nedenle günlük hava sıcaklığını bir bulanık küme ile temsil ederek belirsizliği modellemek mümkündür. Gözlemleri bulanık kümeler ile temsil edilen bu tür belirsizlik içeren zaman serilerinin öngörülmesi önemlidir. Zadeh (1965) tarafından önerilen bulanık küme teorisi birçok yeni çalışmanın öncüsü olmuştur.

Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994) çalışmalarında, bulanık küme teorisinden yararlanarak bulanık zaman serisi tanımını yapmış ve bulanık zaman serilerinin öngörülmesi için yöntemler önermiştir. Bulanık zaman serisi yöntemleri genel olarak 3 aşamadan gerçekleştirilmektedir. Bu aşamalar zaman serilerinin bulanıklaştırılması, bulanık mantık ilişkilerin belirlenmesi ve tahminlerin durulaştırılmasıdır. Literatürde bulanık zaman serileri yöntemlerinin geliştirilmesi bu üç aşamada yapılan iyileştirmeler ile mümkün olmaktadır. Bulanık zaman serileri ile ilgili literatürdeki bazı çalışmalar aşağıda özetlenmiştir.

Chen (1996), Song ve Chissom'un önerdiği yöntemi kolaylaştırarak bulanık mantık grup ilişki tablolarının kullanıldığı bir algoritma önermiştir. Hwang vd. (1998) bulanık mantık ilişki belirlemede kullanılan matris işlemlerinin farklı uygulandığı bir yöntem önermiştir. Huarng ve Yu (2006a) da artan trende sahip bulanık zaman serileri gözlemlerinin bulanıklaştırılması aşamasını iyileştirmek için bir yöntem önermiştir. Yolcu vd. (2009) da, Huarng ve Yu (2006a) yönteminin optimizasyon kullanılarak iyileştirildiği bir çalışma önerilmiştir. Gerçek hayat zaman serilerinin birçoğu karmaşık ilişkiler içerdiğinden birinci dereceden modeller ile çözümleme yapmak yeterli olmamaktadır. Chen and Chung (2006), Chen vd. (2007), Chen (2002) tek değişkenli yüksek dereceli bulanık zaman serisi yöntemleri önermişlerdir. Chen and Chung (2006) da genetik algoritma ile yüksek dereceli bulanık zaman serisi'nin çözümlendiği bir yöntem önerilmiştir. Huarng ve Yu (2006b) da bulanık mantık ilişki belirlemede ileri beslemeli yapay sinir ağları kullanılmıştır. Aladağ vd. (2009) da ise yüksek dereceli bulanık zaman serilerinde bulanık ilişki belirleme için ileri beslemeli

yapay sinir ağını kullanılmıştır. Cheng vd. (2008) de bulanıklaştırma işleminin bulanık kümeleme ile yapıldığı bir zaman serisi yöntemi önermiştir. Zaman serileri birçok faktörden etkilenebilmektedir. Bu nedenle iki değişkenli bulanık zaman serisi öngörü modeli ile daha doğru sonuçlar elde edilebilir. Bu fikirden hareketle, Huarng (2001a), Lee vd. (2006), Wang ve Chen (2008), Cheng vd. (2007), Yu ve Huarng (2008) çalışmalarında iki değişkenli bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri önerilmiştir. Jilani ve Burney (2008), Eğrioğlu vd. (2009) çalışmalarında ise çok değişkenli bulanık zaman serilerinin çözümü için yöntemler önerilmiştir.

İMKB ulusal 100 endeksi zaman serisinin modellenmesi ve öngörülerinin elde edilmesi gelecek planlamaları ve ekonomi açısından oldukça önemlidir. Klasik zaman serisi analizi yöntemleri ile İMKB ulusal 100 endeksinin kapanış, açılış, en düşük veya en yüksek değerleri ayrı birer zaman serisi olarak ele alınarak modellenenilmektedir. Oysa kapanış, açılış, en düşük veya en yüksek değerli zaman serilerinin tek başına İMKB ulusal 100 endeksini tam olarak temsil etmesi düşünülemez. Borsa gibi, gün içinde sürekli değişen değerlere sahip, zaman serilerinin gözlemlerinde belirsizlik olduğu açıktır. Bu tür zaman serilerinin gözlemleri reel sayılar yerine bulanık kümeler ile ifade edilebilir. Bu durumda gözlemleri dilsel değerler olan bir zaman serisinin çözümü problemi ile karşılaşılır. Gözlemleri dilsel değerler olan zaman serileri, bulanık zaman serileri olarak adlandırılır. Özellikle, sıcaklık ve borsa gibi, gözlemlerinin dilsel olarak ifade edilmesinde yarar olan zaman serilerinin çözümü bulanık zaman serisi çözüm yöntemleri kullanılmalıdır.

Bu çalışmada bazı bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri detaylı incelenerek, İMKB ulusal 100 endeksi zaman serisi Chen (1996), Huarng (2001b) ve Chen (2002) yöntemleri ile çözümlenmiş ve öngörülerini elde edilmiştir. İMKB zaman serisi için en uygun bulanık zaman serisi öngörü modeli belirlenmiştir. Ayrıca çeşitli bulanık zaman serisi yöntemlerinden elde edilen öngörüler, öngörü kombinasyonu teknikleri kullanılarak birleştirilmiş ve daha doğru öngörü sonuçlarına ulaşılmıştır. Bu çalışma’da ayrıca çeşitli model seçim ölçütleri’nin bulanık zaman serileri yöntemlerin’de kullanımı örneklendirilmiştir. Bulanık zaman serileri için model seçim ölçütleri tartışılmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde genel bilgiler başlığı altında bulanık mantık ve bulanık küme teorisi ile ilgili temel bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde materyal ve yöntemler başlığı altında bulanık zaman serisi temel tanımları, bazı önemli bulanık zaman serisi yöntemleri, bazı öngörü kombinasyonu teknikleri, bulanık kümeleme yöntemi, model seçim ölçütleri tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde İMKB ulusal 100 endeksi zaman serisine belirtilen bulanık zaman serisi yöntemleri uygulanarak sonuçlar şekil ve tablolar yardımıyla özetlenmiştir. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar tartışılarak, öneriler verilmiştir.

2. GENEL BİLGİLER

Bulanık mantık yaklaşımı insanların olaylara ve durumlara yaklaşımını taklit eder. Örneğin odadaki klimanın otomatik değil bir insan tarafından denetlendiği varsayılabilir. Eğer oda sıcaklığı biraz arttıysa insan klimanın derecesini arttıracaktır. Eğer oda sıcaklığı çok düşüyse klimanın derecesini çok düşürecek. Buradaki “biraz” ve “çok” terimleri sözel terimler olup bulanık değişkenler olarak isimlendirilir. Bulanık mantık anlayışında tıpkı insan beyninin çalışma mantığında olduğu gibi olaylara nicel değil nitel bazı belirlemelerle yaklaşılmaktadır. İnsanlar “Borsa bugün 18500 puanla kapandı” cümlesi yerine “Borsa bugün çok yükseldi” cümlesini tercih etmektedir. Bulanık mantık anlayışında, eğer borsa bir bulanık değişken ise değerleri düşük, çok düşük, yüksek gibi dilsel ifadeleri kullanılmaktadır. Bulanık mantık, özellikle sistemin karmaşık olduğu ve kesinliğin bulunmadığı durumlara daha uygun bir yaklaşımdır.

Bulanık mantık konusundaki ilk ciddi adım 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından yayınlanan bir makalede atılmıştır. Makalede bulanık mantık veya bulanık küme kuramı tanıtılmıştır. Zadeh bu çalışmada insan düşüncesinin büyük çoğunluğunun bulanık olduğunu, kesin olmadığını belirtmiştir. Bulanık mantığın genel özellikleri Zadeh tarafından şu şekilde ifade edilmiştir:

- i. Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünme yerine, yaklaşık düşünme kullanılır.
- ii. Bulanık mantıkta herşey $[0,1]$ aralığında belirli bir derece ile gösterilir.
- iii. Bulanık mantıkta bilgi büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir.
- iv. Bulanık mantık çıkarım işlemi dilsel ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile yapılır.
- v. Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilir.
- vi. Bulanık mantık matematiksel modeli çok zor elde edilen sistemler için çok uygundur.

2.1. Bulanık Küme Ve Sayı Kuramı

Klasik küme kuramında bir eleman o kümenin ya elemanıdır ya da değildir. Hiçbir zaman kısmi üyelik olmaz. Nesnenin üyelik değeri 1 ise kümenin tam elemanı, 0 ise elemanı değildir. Bulanık kümede ise nesnelerin kümeye ait olmalarının dereceleri vardır. Örneğin elini suya sokan bir kişi çok soğuk, soğuk, sıcak veya çok sıcak olarak algılar. Klasik küme mantığına göre 20 derecenin altı soğuktur. Ancak insanlar 19 derecelik bir suyu sıcak olarak algılayabilir. Dolayısıyla gerçek hayatta kümeler için kesin sınırlar yoktur. Klasik kümelerin aksine bulanık kümelerde elemanların üyelik dereceleri $[0,1]$ aralığında sonsuz sayıda değişebilir. Kesin kümelerdeki soğuk-sıcak, hızlı-yavaş gibi ikili değişkenler bulanık mantıkta biraz soğuk, soğuk, biraz sıcak, sıcak gibi esnek niteleyicilerle yumuşatılarak gerçek dünyaya benzetilir. Bulanık kümeler üyelik fonksiyonları ile tanımlanmaktadır. Genel olarak küme üyelerinin değerleri ile değişiklik gösteren eğriye üyelik fonksiyonu adı verilir. Üyelik fonksiyonunda bulanık kümenin her elemanı için bir üyelik derecesi bulunur. Pratikte üyelik fonksiyonlarının birçok türü kullanılmaktadır. En çok kullanılan tür üçgensel üyelik fonksiyonudur. Diğer önemli üyelik fonksiyonu türleri yamuk ve çan eğrisidir.

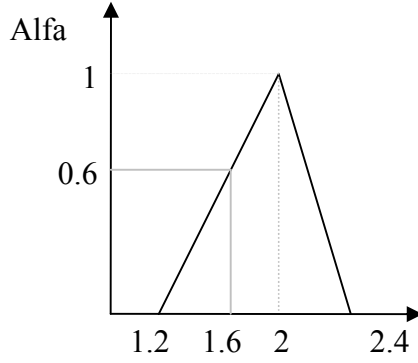
2.1.1. Bulanık Küme

Ω herhangi bir küme olsun. $\bar{A}$, Ω 'nın bulanık alt kümesini gösterir. $\bar{A}$ 'nın bir üyelik fonksiyonu $\bar{A}(x)$ ile gösterilsin. Bu fonksiyon Ω 'yı $[0,1]$ aralığına eşleştirir. Eğer $\bar{A}(x_0) = 1$ ise x_0 , $\bar{A}$ 'ye aittir, $\bar{A}(x_0) = 0$ ise x_0 , $\bar{A}$ 'ye ait değildir. Eğer $\bar{A}(x_0) = 0.6$ ise x_0 'ın $\bar{A}$ 'ye üyelik değeri 0.6'dır. $\bar{A}(x)$ daima 1 veya 0 ise $\bar{A}$ bir bulanık küme değildir.

2.1.2. Bulanık Sayı

$\bar{N}$ üçgensel bulanık sayısı $a < b < c$ sayıları ile tanımlıdır. Burada a üçgensel bulanık sayının sol ucunu, c sağ ucunu ve b orta noktasını göstermektedir. Üçgensel bulanık sayının temeli $[a,c]$ aralığıdır denir. Üçgensel bulanık sayı bu parametrelere

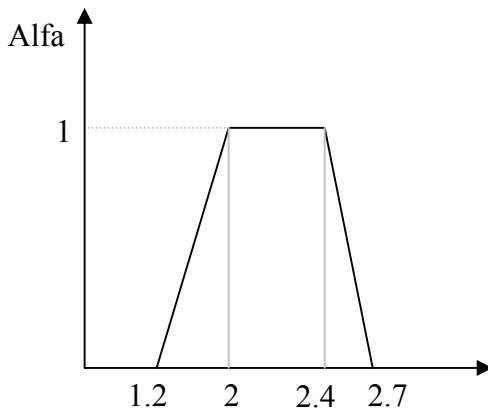
göre $\bar{N} = (a/b/c)$ şeklinde gösterilir. Örneğin $\bar{N} = (1.2/2/2.4)$ bulanık sayısı şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Üçgensel Bulanık Sayı

Bulanık sayı için $\bar{N}(2) = 1$ ve $\bar{N}(1.6) = 0.6$ şeklindedir.

Yamuk bulanık sayı ise 4 sayı ile tanımlıdır: $a < b < c < d$. Yamuk bulanık sayının temeli $[a, d]$ ’dir. Yamuk bulanık sayı $\bar{M} = (a/b, c/d)$ şeklinde gösterilir. $\bar{M} = (1.2/2, 2.4/2.7)$ yamuk bulanık sayısı Şekil 2’de gösterilmiştir.



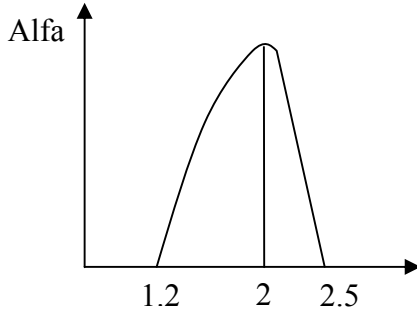
Şekil 2. Yamuk Bulanık Sayı

Bu iki tür bulanık sayıdan başka üçgensel bulanık sayıya benzer bir başka bulanık sayı türü üçgensel biçimli bulanık sayıdır. Üçgensel biçimli bulanık sayı Şekil

3’de gösterilmiştir. Şekil 3’deki üçgensel biçimli bulanık sayı $\bar{P} \approx (1.2/2/2.5)$ şeklinde gösterilir. Şekil 3’de $[1.2, 2]$ aralığında doğru olmayan bir çizgi ve $[2, 2.5]$ arasında ise bir doğru vardır. Bir $\bar{P} = (a/b/c)$ bulanık sayısının üçgensel biçimli olması için,

- i. $[a, b]$ aralığında monoton artan ve sürekli
- ii. $[b, c]$ aralığında monoton azalan ve sürekli

olması yeterlidir.



Şekil 3. Üçgensel Biçimli Bulanık Sayı

Üçgensel biçimli bulanık sayıya benzer şekilde yamuk biçimli bulanık sayıda tanımlanabilmektedir.

2.1.3. Alfa Kesmeleri

Alfa kesmeleri bulanık kümelerin düzgün bulanık olmayan parçalarıdır. Eğer $\bar{A}$, Ω ’nın bulanık alt kümesi ise $\bar{A}$ ’nın α -kesmesi $\bar{A}[\alpha]$ şeklinde yazılır ve

$$\bar{A}[\alpha] = \{x \in \Omega / \bar{A}(x) \geq \alpha\}, \text{ tüm } 0 \leq \alpha < 1$$

şeklinde tanımlıdır. $\alpha = 0$ için $\bar{A}[0]$, $\bar{A}$ ’nın temeli (base) olarak isimlendirilir. Üyelik değeri 1 olan elemanların oluşturduğu kümeye bulanık sayının merkezi (core) denir.

Örneğin $\bar{N} = (a/b/c)$ bulanık sayısının merkezi tek bir b noktasıdır. $\bar{M} = (a/b, c/d)$ yamuk bulanık sayısı için ise merkez $[b, c]$ kapalı aralığıdır. Herhangi bir bulanık sayı için alfa kesmesinin kapalı ve sınırlı bir aralık olduğunu biliyoruz. Buna göre bir $\bar{Q}$ bulanık sayısı için alfa kesmesi aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$\bar{Q}[\alpha] = [q_1(\alpha), q_2(\alpha)]$$

Burada daha öncede söylendiği gibi $q_1(\alpha)$ alfanın artan, $q_2(\alpha)$ ise alfanın azalan fonksiyonu olmalıdır. Eğer $\bar{Q}$ üçgensel biçimli bulanık sayı ise,

- 1) $q_1(\alpha); [0,1]$ aralığında alfanın sürekli, monoton artan fonksiyonudur.
- 2) $q_2(\alpha); [0,1]$ aralığında alfanın sürekli, monoton azalan fonksiyonudur.
- 3) $q_1(1) = q_2(1)$

koşulları sağlanır.

$\bar{N} = (1.2/2/2.4)$ bulanık sayısı için alfa kesmesi $\bar{N}[\alpha] = [n_1(\alpha), n_2(\alpha)]$ şeklindedir. Şekil 1'den $n_1(\alpha) = 1.2 + 0.8\alpha$ ve $n_2(\alpha) = 2.4 - 0.4\alpha$, $0 \leq \alpha \leq 1$ elde edilir. Bu denklemler tüm alfa kesmeleri için tanımlıdır.

2.1.4. Kesikli Bulanık Kümeler

$\bar{A}$, Ω kümesinin bulanık alt kümesi olsun. Eğer $\bar{A}(x)$, Ω daki x değerlerinin sonlu sayısında sıfırdan farklı ise $\bar{A}$ sayısı kesikli bulanık sayı olarak isimlendirilir. Varsayalım ki $\bar{A}(x)$, yalnızca x_1, x_2, x_3, x_4 de sıfır değildir. Bu durumda bulanık küme aşağıdaki gibi yazılır:

$$\bar{A} = \left\{ \frac{\mu_1}{x_1}, \frac{\mu_2}{x_2}, \frac{\mu_3}{x_3}, \frac{\mu_4}{x_4} \right\}$$

Burada $\mu_i, i = 1, 2, 3, 4$ üyelik değerlerini göstermektedir. Üyelik fonksiyonu kısaca;

$$\bar{A}(x_i) = \begin{cases} \mu_i, & i = 1, 2, 3, 4 \\ 0, & a.h. \end{cases}$$

şeklinde gösterilir.

2.2. Bulanık Aritmetik

Eğer $\bar{A}$ ve $\bar{B}$ gibi iki bulanık sayımız var ise bunlar arasında toplama, çıkarma, çarpma ve bölme gibi işlemlere ihtiyaç olacaktır. $\bar{A} + \bar{B}, \bar{A} - \bar{B}$ gibi hesaplamaları yapmanın iki yöntemi vardır:

- i. Genişleme prensibi
- ii. Alfa kesmeleri ve aralık aritmetiği

2.2.1. Genişleme Prensibi

$\bar{A}$ ve $\bar{B}$ iki bulanık sayı olsun. Eğer $\bar{A} + \bar{B} = \bar{C}$ ise $\bar{C}$ için üyelik fonksiyonu:

$$\bar{C}(z) = \sup_{x,y} \{ \min(\bar{A}(x), \bar{B}(y)) / x + y = z \} \quad (1)$$

Eğer $\bar{C} = \bar{A} - \bar{B}$ ise $\bar{C}$ için üyelik fonksiyonu:

$$\bar{C}(z) = \sup_{x,y} \{ \min(\bar{A}(x), \bar{B}(y)) / x - y = z \} \quad (2)$$

Eğer $\bar{C} = \bar{A} \cdot \bar{B}$ ise $\bar{C}$ için üyelik fonksiyonu:

$$\bar{C}(z) = \sup_{x,y} \{ \min(\bar{A}(x), \bar{B}(y)) / x \cdot y = z \} \quad (3)$$

Eğer $\bar{C} = \bar{A} / \bar{B}$ ise $\bar{C}$ için üyelik fonksiyonu:

$$\bar{C}(z) = \sup_{x,y} \{ \min(\bar{A}(x), \bar{B}(y)) / x / y = z \} \quad (4)$$

şeklindedir. Burada sup ifadesi en küçük üst sınırı göstermektedir. Tüm durumlarda $\bar{C}$ bulanık sayıdır. Eğer $\bar{A}$ ve $\bar{B}$ üçgensel üyelik fonksiyonuna sahip ise $\bar{A} + \bar{B}$, $\bar{A} - \bar{B}$ de üçgensel üyelik fonksiyonuna sahiptir. Ancak çarpma ve bölme işlemlerinde durum bu değildir. $\bar{A} \cdot \bar{B}$ ve $\bar{A} / \bar{B}$ ise üçgensel biçimli bulanık sayı olacaktır. (1-4) formüllerinden hesaplamanın zor olacağı açıktır. Bu nedenle genişleme prensibine denk bir yaklaşım olan alfa kesmesi ve aralık aritmetiği kullanılabilir.

2.2.2. Aralık Aritmetiği

Burada aralık aritmetiğine kısa bir giriş yapılacaktır. $[a_1, b_1]$ ve $[a_2, b_2]$ iki kapalı, sınırlı, gerçel sayıların aralığı olsun. $*$ işareti çarpma, bölme, toplama veya çıkarmayı gösterebilir. İşlemler $[a_1, b_1] * [a_2, b_2] = [\alpha, \beta]$ şeklinde gösterilir ve

$$[\alpha, \beta] = \{a * b / a_1 \leq a \leq b_1, a_2 \leq b \leq b_2\} \quad (5)$$

(5) ile verilen denklem aşağıdaki gibi basitleştirilebilir:

$$[a_1, b_1] + [a_2, b_2] = [a_1 + a_2, b_1 + b_2]$$

$$[a_1, b_1] - [a_2, b_2] = [a_1 - b_2, b_1 - a_2]$$

$$[a_1, b_1] / [a_2, b_2] = [a_1, b_1] \left[\frac{1}{b_2}, \frac{1}{a_2} \right]$$

$$[a_1, b_1][a_2, b_2] = [\alpha, \beta]$$

Burada $\alpha = \min\{a_1 a_2, a_1 b_2, b_1 a_2, b_1 b_2\}$ ve $\beta = \max\{a_1 a_2, a_1 b_2, b_1 a_2, b_1 b_2\}$ şeklindedir.

$\bar{A}$ ve $\bar{B}$ iki bulanık sayı olsun. Alfa kesmelerinin kapalı, sınırlı aralıklar olduğunu biliyoruz. Bulanık sayılar için alfa kesmeleri

$$\bar{A}[\alpha] = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)], \quad \bar{B}[\alpha] = [b_1(\alpha), b_2(\alpha)] \text{ şeklindedir.}$$

$$\overline{A} + \overline{B} = \overline{C} \text{ ise } \overline{C}[\alpha] = \overline{A}[\alpha] + \overline{B}[\alpha]$$

$$\overline{A} - \overline{B} = \overline{C} \text{ ise } \overline{C}[\alpha] = \overline{A}[\alpha] - \overline{B}[\alpha]$$

$$\overline{A} \cdot \overline{B} = \overline{C} \text{ ise } \overline{C}[\alpha] = \overline{A}[\alpha] \cdot \overline{B}[\alpha]$$

$$\overline{A} / \overline{B} = \overline{C} \text{ ise } \overline{C}[\alpha] = \overline{A}[\alpha] / \overline{B}[\alpha]$$

şeklindedir. $\overline{A} = (-3/-2/-1)$ ve $\overline{B} = (4/5/6)$ iki üçgensel bulanık sayı olsun. Alfa kesmelerini ve aralık aritmetiğini kullanarak $\overline{A} \cdot \overline{B}$ 'yi tanımlayalım. Verilen üçgensel bulanık sayılara göre, alfa kesmeleri $\overline{A}[\alpha] = [-3 + \alpha, -1 - \alpha]$, $\overline{B}[\alpha] = [4 + \alpha, 6 - \alpha]$ şeklinde elde edilir. Buradan aralık aritmetiğine göre,

$$\overline{C} = \overline{A} \cdot \overline{B}$$

olmak üzere, $\overline{C}[\alpha] = [(\alpha - 3)(6 - \alpha), (-1 - \alpha)(4 + \alpha)]$, $0 \leq \alpha \leq 1$ şeklinde elde edilir.

3. MATERYAL VE YÖNTEMLER

Bu bölümde ilk olarak bulanık zaman serileri ile ilgili temel tanımlar, bazı bulanık zaman serisi yöntemleri, bulanık c-ortalamar yöntemi, zaman serilerinde kullanılan model seçim ölçütleri, öngörü kombinasyonu teknikleri ile ilgili özet bilgi verilmiştir.

3.1. Bulanık Zaman Serileri Tanımları

Bulanık zaman serisi yaklaşımı ilk olarak Song ve Chissom (1993a, 1993b)'de önerildi. Yöntem Chen (1996) çalışmasında daha basitleştirildi. Chen (1996) çalışmasında Song ve Chissom (1993a, 1993b) çalışmasındaki karmaşık matris işlemleri yerine bulanık ilişki tablosundan yararlanma fikri ortaya atıldı. Bulanık zaman serisi yaklaşımları aşağıdaki temel tanımlara bağlıdır.

$U = \{u_1, \dots, u_b\}$ evrensel küme olsun. U 'nun elemanları aralıklardır. Bu aralıklar zaman serisinin tüm değerlerini kapsayan evrensel kümenin parçalanması ile elde edilir. U 'nun elemanlarına bağlı olarak A_i bulanık kümeleri aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b \quad (6)$$

Burada f_{A_i} , A_i bulanık kümesinin üyelik fonksiyonudur ve $f_{A_i}: U \rightarrow [0,1]$ olmaktadır. $f_{A_i}(u_a)$, u_a 'nın A_i '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 'lerden 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 $F(t) = F(t-1) * R(t, t-1)$ şeklinde gösterilebilir. Bu ifadede $*$ herhangi bir operatörü göstermektedir. $F(t-1) = A_i$ ve $F(t) = A_j$ olsun. Bu 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. Buna göre birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli aşağıdaki gibi yazılır.

$$F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (7)$$

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 aşağıdaki gibidir.

$$F(t-n), \dots, F(t-2), F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (8)$$

(8) de verilen ifadeye n. dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli adı verilir.

Tanım 4. F ve G iki bulanık zaman serisi olsun. $F(t-1) = A_i$, $G(t-1) = B_k$ ve $F(t) = A_j$ olsun. İki değişkenli bulanık mantık ilişki

$$A_i, B_k \rightarrow A_j \quad (9)$$

olarak gösterilir ve burada A_i, B_k ilişkinin sol yanı ve A_j bulanık mantık ilişkinin sağ yanı olarak isimlendirilir. Sonuç olarak, birinci dereceden iki faktör (değişkenli) bulanık zaman serisi öngörü modeli aşağıdaki gibi gösterilir.

$$F(t-1), G(t-1) \rightarrow F(t) \quad (10)$$

Tanım 5. F ve G iki bulanık zaman serisi olsun. Eğer $F(t)$ bulanık zaman serisi $(F(t-1), G(t-1)), (F(t-2), G(t-2)), \dots, (F(t-n), G(t-n))$ gecikmeli bulanık zaman serilerinden etkileniyor ise bulanık mantık ilişki

$$(F(t-1), G(t-1)), (F(t-2), G(t-2)), \dots, (F(t-n), G(t-n)) \rightarrow F(t) \quad (11)$$

şeklinde gösterilir ve iki faktör n. dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli olarak isimlendirilir. Burada $F(t)$ ve $G(t)$ sırasıyla ana faktör ve ikincil faktör bulanık zaman serileri olarak adlandırılır.

Tanım 6. F ve $G_1, G_2 \dots G_{k-1}$ k adet bulanık zaman serisi olsun. Eğer $F(t)$ bulanık zaman serisi

$$(F(t-1), G_1(t-1)G_2(t-1) \dots G_{k-1}(t-1)), \dots, (F(t-n), G_1(t-n)G_2(t-n) \dots G_{k-1}(t-n))$$

gecikmeli bulanık zaman serilerinden etkileniyor ise bulanık mantık ilişki

$$(F(t-1), G_1(t-1)G_2(t-1) \dots G_{k-1}(t-1)), \dots, (F(t-n), G_1(t-n)G_2(t-n) \dots G_{k-1}(t-n)) \rightarrow F(t) \quad (12)$$

şeklinde gösterilir ve k faktör n. dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli olarak isimlendirilir. Burada $F(t)$ ve $G_i(t)$ sırasıyla ana faktör ve ikincil faktör bulanık zaman serileri olarak adlandırılır ($i = 1, 2, \dots, k-1$).

3.2. Bulanık Zaman Serisi Çözüm Yöntemleri

Bu bölümde bulanık zaman serileri yaklaşımlarından literatürde sık kullanılan ve bu çalışmada uygulanacak Chen (1996), Huarng (2001b), Chen (2002) ve Cheng vd. (2008) yöntemleri tanıtılmıştır.

3.2.1. Chen'in Yöntemi

Song ve Chissom (1993a, 1993b)'de önerilen yöntemlerde bulanık ilişki belirleme işlemi karmaşık matris operasyonlarına dayanmaktadır. Chen(1996) çalışmasında bulanık ilişki belirleme bulanık mantık grup ilişki tablolarına dayalı olarak yapılarak Song ve Chissom (1993a, 1993b)'da önerilen yöntemler basitleştirilmiştir. Chen (1996)'da önerilen yöntem birinci dereceden bulanık zaman

serisi öngörü modeline dayalıdır. Chen (1996)'da önerilen yöntem algoritma olarak adımlar halinde aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Evrensel küme (U) ve alt aralıkları ($u_i, i = 1, 2, \dots, b$) tanımlanır.

Evrensel kümenin başlangıç ve bitiş noktaları belirlenir. Bu noktalar zaman serisinin aldığı ve alabileceği mümkün değerleri kapsayacak şekilde seçilir. Daha sonra uygun aralık uzunluğuna göre evrensel küme alt aralıklara parçalanır. Bu yöntemde aralık uzunluğunun belirlenmesi araştırmacıya bağlıdır. Belirlenecek aralık uzunluğunun alt aralık sayısı üzerinde etkili olduğu unutulmamalıdır. Veri setinin en küçük ve en büyük değerleri sırasıyla $D_{\min}$ ve $D_{\max}$, ayrıca keyfi iki sayı D_1 ve D_2 olmak üzere evrensel küme,

$$U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2] \quad (13)$$

şeklinde ve sabit aralık uzunluğuna sahip u_i alt aralıkları,

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\}$$

olacak şekilde tanımlanır.

Adım 2. Evrensel küme ve parçalanmalara bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır.

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b \quad i = 1, 2, \dots, b \quad (14)$$

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır.

Her bir gözlemin bulunduğu alt aralık belirlenir. Belirlenen alt aralığın en yüksek üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme belirlenir. Gözlemin bulanık değeri belirlenen bu bulanık kümedir.

Adım 4. Bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tablosu oluşturulur.

Örneğin, bulanık mantık ilişkiler $A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_1, A_1 \rightarrow A_3$ şeklinde iken, bulanık mantık grup ilişki $A_1 \rightarrow A_2, A_3, A_1$ şeklinde olmaktadır.

Adım 5. Öngörüler elde edilir.

Öngörü elde etmede birkaç durum söz konusudur. $F(t-1) = A_j$ olsun.

Durum 1. Bulanık grup ilişki tablosundan sadece $A_i \rightarrow A_j$ ilişkisi var ise öngörü A_j 'dir.

Durum 2. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow A_i, A_j, \dots, A_k$ ise öngörü $A_i, A_j, \dots, A_k$ 'dir.

Durum 3. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow Boş$ ise öngörü A_i 'dir.

Adım 6. Durulaştırma işlemi uygulanır.

Durulaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Adım 5 de belirtilen durum 1 ve 3 için bulanık öngörü A_j olduğunda durulaştırılmış öngörü, A_j bulanık kümesinde en yüksek üyelik değerine sahip olan u_j aralığının orta noktası olmaktadır. Durum 2 için ise bulanık öngörü $A_i, A_j, \dots, A_k$ olduğunda durulaştırılmış öngörü, her bir $A_i, A_j, \dots, A_k$ bulanık kümelerinin en yüksek üyelik değerine sahip olan $u_i, u_j, \dots, u_k$ aralıklarının orta noktalarının aritmetik ortalaması olarak elde edilir.

3.2.2. Huarng'ın Yöntemleri

Aralık uzunluğunun seçimi bulanık zaman serisi yaklaşımında kritik bir karardır. Aralık uzunluğunun çok büyük seçimi zaman serisindeki dalgalanmayı yok edecek, çok küçük seçimi ise klasik analizle bulanık zaman serisi yaklaşımı arasındaki ayırımı ortadan kaldıracaktır. Bu nedenle, aralığın çok küçük ve çok büyük olmayacak şekilde seçilmesi gerekir. Bunun için Huarng (2001b) de ortalamaya ve dağılıma dayalı iki yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşımlar aşağıda örneklerle açıklanmıştır.

Dağılıma dayalı yaklaşımda, zaman serisinin ilk farklarının dağılımına dayalı olarak aralık uzunluğu belirlenmektedir. Bu yaklaşımı daha iyi anlayabilmek için zaman serisinin değerlerinin sırasıyla 30, 50, 80, 120, 100, 70 olduğu varsayalım. Bu yaklaşımda öncelikle ilk farkların mutlak değeri hesaplanır. Örnek seri için bu değerler 20, 30, 40, 20, 30 olarak bulunur. Daha sonra ilk farkların mutlak değerinin ortalaması $\bar{f} = 28$ olarak hesaplanır. İlk farkların ortalamasına göre aşağıda verilen baz tablosundan baz değeri seçilir.

Tablo 1. Aralık Uzunluğu Belirlemek İçin Kullanılan Baz Tablosu

Açıklık	Baz
0.1-1	0.1
1.1-10	1
11-100	10
101-1000	100

İlk farkların mutlak değerlerinin ortalaması 28 olduğundan ve bu değer baz tablosunda 11-100 aralığına denk geldiğinden, baz değeri 10 olarak belirlenir. Bu durumda baz değeri 10 olduğundan, aralık uzunluğu 10,20,30,40,.. gibi değerlerden ilk farkların sayısının yarısını kapsayacak şekilde seçilir. 5 tane ilk farkımız olduğundan, seçtiğimiz aralık uzunluğundan büyük ilk farkların sayısı 2,5 dan büyük olmalıdır. Bu şartı sağlayan en küçük aralık uzunluğu dağılıma göre yaklaşımın aralık uzunluğu olacaktır. Örneğimiz de 10'dan büyük ilk farkların sayısı 5, 20'den büyük ilk

farkların sayısı 3, 30'dan büyük ilk farkların sayısı 1 olmaktadır. Dolayısıyla aralık uzunluğu 20 olarak belirlenir.

Ortalamaya dayalı yaklaşımda ise bazı adımlar tıpkı dağılıma dayalı yaklaşımdaki gibidir. Ortalamaya göre yaklaşım için de bir önceki örnek kullanılırsa, dağılıma göre yaklaşımda olduğu gibi ilk farkların mutlak değerleri ve bunların ortalaması 28 olarak elde edilir. Daha sonra ortalamanın yarısı $28/2=14$ olarak hesaplanır. 14 değeri baz tablosundan 11-100 aralığına düştüğünden baz değeri yine 10 olarak alınır ve son olarak 14 değeri 10 baz değerine göre yuvarlanır. Yani bu yaklaşımda aralık uzunluğu 14'e en yakın yuvarlanmış değer olan 10 olarak alınır. Eğer ortalamanın yarısı 37 olsaydı, baz değeri 10 olacak ve aralık uzunluğu 40 olarak alınmalıydı.

3.2.3. Chen'nin Yüksek Dereceli Bulanık Zaman Serisi Yöntemi

Chen, 2002 yılında yaptığı çalışmada öngörü elde etmede yüksek dereceli bulanık zaman serisi yaklaşımını önermiştir. Chen (2002) tarafından verilen bu yöntemde yüksek dereceli modellerde tüm gecikmeli bulanık değişkenler bulunmaktadır. Yani 4. dereceden bir zaman serisinin çözümlenmesinde, $F(t)$ bulanık zaman serisi iken, $F(t-1)$, $F(t-2)$, $F(t-3)$, $F(t-4)$ bulanık gecikmeli değişkenleri modelde yer almaktadır. Birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modellerine göre daha iyi sonuçlar veren, Chen (2002) çalışmasında önerilen yüksek dereceli bulanık zaman serisi yönteminin algoritması aşağıdaki adımlardan oluşur.

Adım 1. Evrensel küme ve alt aralıklar tanımlanır.

Veri setinin en küçük ve en büyük değerleri sırasıyla $D_{\min}$ ve $D_{\max}$, ayrıca keyfi iki sayı D_1 ve D_2 olmak üzere evrensel küme,

$$U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2] \quad (15)$$

şeklinde ve sabit aralık uzunluğuna sahip u_i alt aralıkları,

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\} \quad (16)$$

olacak şekilde tanımlanır.

Adım 2. Evrensel küme ve belirlenen alt aralıklara bağlı olarak A_j bulanık kümeleri tanımlanır. Üyelik dereceleri,

$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1, j+1 \\ 0 & , o.w. \end{cases} \quad , \quad j = 1, 2, \dots, b \quad (17)$$

olmak üzere, bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \dots + a_{jb} / u_b \quad , \quad j = 1, 2, \dots, b \quad (18)$$

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır.

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

Adım 4. Bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tablosu oluşturulur.

Örneğin, birinci dereceden bulanık mantık ilişkiler,

$$A_i \rightarrow A_j, \quad A_i \rightarrow A_i, \quad A_i \rightarrow A_k \quad (19)$$

şeklinde verilmişken, bulanık mantık grup ilişkisi,

$$A_i \rightarrow A_j, A_i, A_k \quad (20)$$

olarak elde edilir. Benzer şekilde genel bir ifade ile n'nci dereceden bulanık mantık ilişkiler,

$$\begin{aligned}
 A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j1} \\
 A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j2} \\
 \vdots &\quad \quad \quad \vdots \\
 A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{jp}
 \end{aligned} \tag{21}$$

şeklinde verilmişken, bulanık mantık grup ilişkisi,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp} \tag{22}$$

olarak elde edilir. Bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tabloları, elde edilen bu bulanık mantık ilişki ve grup ilişkilerden oluşur.

Adım 5. Bulanık öngörüler elde edilir.

n'nci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli için bulanık öngörüler elde edilirken üç durum söz konusudur.

Durum 1. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişkisi tablosunda,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j \tag{23}$$

ilişkisi mevcut ise bulanık öngörü, A_j olacaktır.

Durum 2. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişkisi tablosunda,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp} \tag{24}$$

ilişkisi mevcut ise bulanık öngörüde belirsizlik söz konusudur ve bulanık öngörünün elde edilebilmesi için belirsizlik giderilene kadar incelenen derecenin bir üst derecesine bakılarak $m > n$ olmak üzere,

$$A_{im}, A_{i(m-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j \quad (25)$$

ilişkisini veren m aranır ve bu durumda bulanık öngörü, yine A_j olacaktır.

Durum 3. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow Boş \quad (26)$$

ilişkisi mevcut ise reel öngörü, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$ bulanık kümelerine bağlı olarak, $u_{in}, u_{i(n-1)}, \dots, u_{i1}$ aralıklarının orta noktaları, $m_{in}, m_{i(n-1)}, \dots, m_{i1}$ olmak üzere,

$$\frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1 + 2 + \dots + n} \quad (27)$$

ifadesi ile elde edilir.

Adım 6. Durulaştırma işlemi uygulanır.

Durulaştırmada merkezileştirme yöntemi kullanılır. Öngörülerin elde edilmesinde karşılaşılan Durum 1. ve Durum 2. için bulanık öngörü A_j olarak elde edilmişken, durulaştırılmış öngörü, A_j bulanık kümesinde en yüksek üyelik değerine sahip olan u_j aralığının orta noktası olacaktır. Durum 3. için ise reel öngörünün, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$ bulanık kümelerine bağlı olarak nasıl elde edildiği daha önce belirtilmişti.

3.2.4. Cheng ve Arkadaşlarının Bulanık Kümelemeli Bulanık Zaman Serisi Çözümleme Yöntemi

Bulanık zaman serisi çözümleme yöntemleri genel olarak üç aşamada uygulanmaktadır. Bunlar bulanıklaştırma, bulanık ilişki belirleme ve durulaştırma aşamalarıdır. Zaman serisinin bulanıklaştırılması aşamasının önemi Huarng (2001b) çalışmasında açıkça ortaya koyulmuştur. Bulanıklaştırma aşaması evrensel küme parçalanmasına dayanıyor ise aralık uzunluğunun seçimi kritik bir karardır. Cheng vd (2008)'de önerilen yöntemde, bulanıklaştırma aşamasında literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak evrensel küme parçalanması yerine bulanık C-ortalamlar yöntemini kullanmıştır. Bu nedenle Cheng vd. (2008) yönteminde aralık uzunluğu seçimi gibi kritik bir kararı vermeye gerek kalmamaktadır. Cheng vd. (2008) 'de önerilen yöntemin algoritması aşağıda adımlar halinde verilmiştir.

Adım 1. Önceden belirlenen bir küme sayısı için zaman serisinin gözlemleri BCO yöntemi ile kümelendir. Her bir kümenin merkezi ve gözlemlerin bu kümelere üyelik değerleri Bölüm 3'de verildiği gibi yinelemeli olarak hesaplanır.

Adım 2. Kümeler merkez değerlerine göre küçükten büyüğe sıralanır ve yeniden numaralandırılır. Bu sıralamaya göre bulanık zaman serisi oluşturulur.

Adım 3. Bulanık mantık ilişki ve bulanık mantık grup ilişkiler oluşturulur. Bu aşama Chen (1996)'da olduğu gibi uygulanır.

Adım 4. Chen (1996)'da olduğu gibi merkezileştirme işleminden yararlanarak durulaştırma uygulanır ve öngörüler elde edilir.

3.3. Bulanık C-Ortalamalar Kümeleme Yöntemi

Bulanık C-ortalamalar (BCO) kümeleme yöntemi Bezdek (1981)'de önerilmiştir. Bu yöntem, literatürde en yaygın kullanılan bulanık kümeleme algoritmasıdır. Yöntemde gruplar için, en küçük kareler hatası minimize edilerek veri bulanık kümelerine ayrılmaktadır. u_{it} ; üyelik değerini, v_i ; küme merkezini ve n değişken sayısını göstermek üzere, bulanık kümelemede minimize edilecek amaç fonksiyonu;

$$J_\beta(X, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{t=1}^n u_{it}^\beta d^2(x_t, v_i) \quad (28)$$

Burada $\beta > 1$ olacak şekilde alınan bir sabittir. Bu değer bulanıklık indeksi olarak isimlendirilir. $d(x_t, v_i)$; veri ile küme merkezi arasındaki benzerlik ölçüsüdür. J_β 'nin en küçüklemesinde aşağıdaki kısıtlarda dikkate alınır.

- i) $0 \leq u_{it} \leq 1, \forall i, t$ için
- ii) $0 < \sum_{t=1}^n u_{it} \leq n$
- iii) $\sum_{i=1}^c u_{it} = 1, \forall t$ için

BCO yönteminde bu en küçükleme yinelemeli bir algoritma ile sağlanır. Her bir yinelemede u_{it} ve $v_{i,j}$ değerleri aşağıdaki formüller ile güncellenir.

$$v_{i,j} = \frac{\sum_{t=1}^n u_{it}^\beta x_{tj}}{\sum_{t=1}^n u_{it}^\beta}, \quad u_{it} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{d(x_t, v_i)}{d(x_t, v_j)} \right)^{2/(\beta-1)}}$$

3.4. Öngörü Kombinasyonu Teknikleri

Literatürde farklı öngörü kombinasyonu teknikleri geliştirilmiştir. Bunlardan iyi bilinen üç tanesi; basit öngörü kombinasyonu (SFC), varyans-kovaryans (VCM) yöntemi ve öngörü hata kareler ortalaması indirme (MSFE) yöntemidir. Aşağıda bu üç yöntem özetlenmiştir.

3.4.1. Basit Öngörü Kombinasyonu Yöntemi (SFC)

Basit öngörü kombinasyonu yönteminde iki veya daha fazla modelden elde edilen öngörüler ağırlıklar ile çarpılıp toplanarak kombine öngörüler elde edilmektedir. Kombine öngörüler aşağıdaki formül ile elde edilir.

$$f_c = \sum_{i=1}^n w_i f_i \quad (29)$$

Burada f_i , i . modelden elde edilen öngörü, $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ olmak üzere w_i , i . model için ağırlık ve n ise kombine edilecek model sayısını göstermektedir. Bu yöntemde modellere verilecek ağırlıkların eşit alınması şart değildir. Eğer ağırlıklar,

$$w_i = 1/n \quad (30)$$

şeklinde eşit alınırsa yöneme basit ortalama kombinasyonu adı verilmektedir. Sonuç olarak elde edilen kombine öngörüler, ağırlıklar ne alınırsa alınsın, model öngörülerinin doğrusal bir kombinasyonu olmaktadır.

3.4.2. Varyans-Kovaryans Yöntemi (VCM)

Varyans-kovaryans yöntemi kombine edilecek model öngörülerinin performansını dikkate alarak ağırlıkların belirlendiği doğrusal öngörü kombinasyonu yöntemidir. Bu yöntemde ağırlıklar aşağıdaki formül ile belirlenir.

$$w' = u' \Sigma^{-1} / u' \Sigma^{-1} u \quad (31)$$

Burada Σ örnek kovaryans matrisini gösterir, $u = (1, 1, \dots, 1)'$ ve $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ olmaktadır. (31) eşitliğine göre ağırlıklar elde edildiğinde kombine öngörüler (29) formülüne göre hesaplanmaktadır.

3.4.3. Öngörü hata kareler ortalaması indirme Yöntemi (MSFE)

MSFE yönteminde, varyans-kovaryans yönteminden farklı olarak, son öngörülerin katkısı arttırılarak, kombinasyon ağırlıkları belirlenmektedir. Winkler ve Makridakis (1983)'de önerilen bu yöntemde ağırlıklar aşağıdaki formül ile elde edilmektedir.

$$w_i = \frac{1/\sum_{t=1}^T \beta^{T-t+1} e_{it}^2}{1/\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \beta^{T-t+1} e_{it}^2} \quad (32)$$

Burada $0 < \beta < 1$ olacak şekilde seçilen indirim çarpanıdır, e_{it}^2 ise i. modelden t. Gözlem için elde edilen öngörünün hatasıdır. (31) eşitliğine göre ağırlıklar elde edildiğinde kombine öngörüler (29) formülüne göre hesaplanmaktadır.

3.5. Zaman Serilerinde Model Seçim Yöntemleri

Zaman serileri analizinde Akaike bilgi ölçütü (AIC), Bayesci bilgi ölçütü (BIC), hata kareler ortalaması karekök ölçütü (RMSE), hata'nın mutlak yüzdelik ortalaması ölçütü (MAPE), yön doğruluğu ölçütü (DA) iyi bilinen model seçim ölçütleridir. AIC ve BIC ölçütleri fazla parametrelili modelleri cezalandırır. RMSE ve MAPE hatanın büyüklüğünü gösteren ölçüttür. DA ise yön doğruluğunu ölçmektedir. Ölçütlerin fomülleri aşağıda verilmiştir (Eğrioğlu vd. 2008).

$$AIC = \log \left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T} \right) + \frac{2m}{T} \quad (33)$$

$$BIC = \log \left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T} \right) + \frac{m \log(T)}{T} \quad (34)$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{y}_i)^2}{T} \right)^{1/2} \quad (35)$$

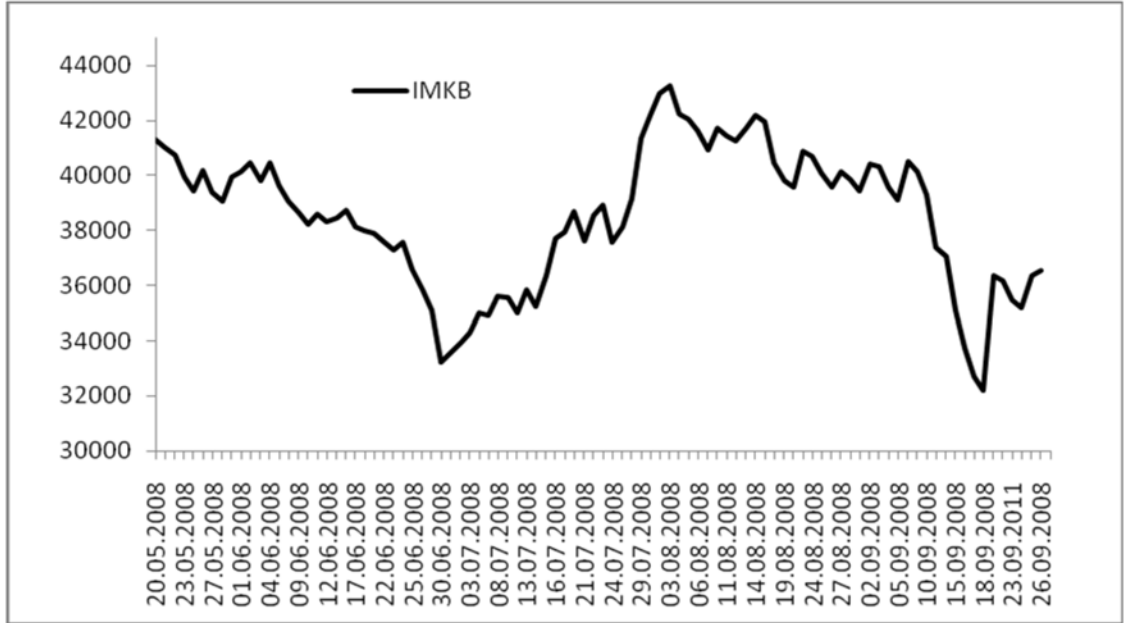
$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (36)$$

$$DA = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T a_i, \quad a_i = \begin{cases} 1 & \text{if } (y_{i+1} - y_i)(\hat{y}_{i+1} - y_i) > 0 \\ 0 & \text{a.h.} \end{cases} \quad (37)$$

burada y_i gerek deęerler; $\hat{y}_i$ tahmin deęerleri; T gzlem sayısı ve son olarak m parametre sayısını gstermektedir.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, Şekil 4 de verilen, 20.05.2008 ile 26.09.2008 tarihleri arasında gerçekleşen toplam 95 gözlemden oluşan İMKB ulusal 100 endeksi zaman serisi, çözümlenerek öngörülere elde edilmiş ve en uygun bulanık zaman serisi öngörü modeli belirlenmiştir. Daha sonra modellerden elde edilen öngörüler Bölüm 3.4. de verilen yöntemler ile birleştirilmiştir. 20.05.2008 ile 15.09.2008 zaman aralığındaki veriler (85 gözlem) eğitim kümesi, 16.09.2008 ile 26.09.2008 zaman aralığındaki veriler (10 gözlem) ise test kümesi olarak kullanılmıştır. Test verisi üzerinden tüm yöntemlerden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.



Şekil 4. 20.05.2008 ile 26.09.2008 Tarihleri Arasında Gerçekleşen İMKB Ulusal 100 Endeksi Zaman Serisi

Zaman serisine ilk olarak Chen (1996) yöntemi uygulanmıştır. Uygulamada test kümesi için elde edilen hata kareler ortalaması karekök (RMSE) değerleri Tablo 5’de verilmiştir. Chen (1996) yönteminin uygulanmasında aralık uzunluğu veriye uygun olarak 500 ile 1500 arasında 100’er artırarak değiştirilmiştir. Chen (1996) ve Chen (2002) yöntemlerinde kullanılan aralık uzunluklarına göre evrensel küme parçalanmaları aşağıda verilmiştir.

İMKB zaman serisi için evrensel küme $U = (32000,44000)$ olarak alınabilir. Evrensel küme üst sınırı farklı aralık uzunluklarına göre değişebileceği unutulmamalıdır.

Aralık uzunluğu 500 olduğunda evrensel küme parçalanmaları aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$\begin{array}{lll}
 u_1 = (32000,32500) & u_2 = (32500,33000) & u_3 = (33000,33500) \\
 u_4 = (33500,34000) & u_5 = (34000,34500) & u_6 = (34500,35000) \\
 u_7 = (35000,35500) & u_8 = (35500,36000) & u_9 = (36000,36500) \\
 u_{10} = (36500,37000) & u_{11} = (37000,37500) & u_{12} = (37500,38000) \\
 u_{13} = (38000,38500) & u_{14} = (38500,39000) & u_{15} = (39000,39500) \\
 u_{16} = (39500,40000) & u_{17} = (40000,40500) & u_{18} = (40500,41000) \\
 u_{19} = (41000,41500) & u_{20} = (41500,42000) & u_{21} = (42000,42500) \\
 u_{22} = (42500,43000) & u_{23} = (43000,43500) & u_{24} = (43500,44000)
 \end{array}$$

parçalanmalara göre bulanık kümeler ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \dots + a_{j24} / u_{24}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j - 1 \\ 0.5 & , k = j + 1 \\ 0 & , otherwise \end{cases}, \quad j=1, \dots, 24$$

Aralık uzunluğu 600 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll}
 u_1 = (32000,32600) & u_2 = (32600,33200) & u_3 = (33200,33800) \\
 u_4 = (33800,34400) & u_5 = (34400,35000) & u_6 = (35000,35600) \\
 u_7 = (35600,36200) & u_8 = (36200,36800) & u_9 = (36800,37400) \\
 u_{10} = (37400,38000) & u_{11} = (38000,38600) & u_{12} = (38600,39200) \\
 u_{13} = (39200,39800) & u_{14} = (39800,40400) & u_{15} = (40400,41000) \\
 u_{16} = (41000,41600) & u_{17} = (41600,42200) & u_{18} = (42200,42800) \\
 u_{19} = (42800,43400) & u_{20} = (43400,44000) &
 \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j20} / u_{20}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , otherwise \end{cases}, \quad j=1, \dots, 20$$

Aralık uzunluğu 700 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 32700) & u_2 = (32700, 33400) & u_3 = (33400, 34100) \\ u_4 = (34100, 34800) & u_5 = (34800, 35500) & u_6 = (35500, 36200) \\ u_7 = (36200, 36900) & u_8 = (36900, 37600) & u_9 = (37600, 38300) \\ u_{10} = (38300, 39000) & u_{11} = (39000, 40600) & u_{12} = (40600, 41300) \\ u_{13} = (41300, 42000) & u_{14} = (42000, 42700) & u_{15} = (42700, 43400) \\ u_{16} = (43400, 44100) & & \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j16} / u_{16}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , otherwise \end{cases}, \quad j=1, \dots, 16$$

Aralık uzunluğu 800 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 32800) & u_2 = (32800, 33600) & u_3 = (33600, 34400) \\ u_4 = (34400, 35200) & u_5 = (35200, 36000) & u_6 = (36000, 36800) \\ u_7 = (36800, 37600) & u_8 = (37600, 38400) & u_9 = (38400, 39200) \\ u_{10} = (39200, 40000) & u_{11} = (40000, 40800) & u_{12} = (40800, 41600) \\ u_{13} = (41600, 42400) & u_{14} = (42400, 43200) & u_{15} = (43200, 44000) \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j15} / u_{15}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 15$$

Aralık uzunluğu 900 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 32900) & u_2 = (32900, 33800) & u_3 = (33800, 34600) \\ u_4 = (34600, 35500) & u_5 = (35500, 36400) & u_6 = (36400, 37300) \\ u_7 = (37300, 38200) & u_8 = (38200, 39100) & u_9 = (39100, 40000) \\ u_{10} = (40000, 40900) & u_{11} = (40900, 41800) & u_{12} = (41800, 42700) \\ u_{13} = (42700, 43600) & u_{14} = (43600, 44500) & \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j14} / u_{14}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 14$$

Aralık uzunluğu 1000 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 33000) & u_2 = (33000, 34000) & u_3 = (34000, 35000) \\ u_4 = (35000, 36000) & u_5 = (36000, 37000) & u_6 = (37000, 38000) \\ u_7 = (38000, 39000) & u_8 = (39000, 40000) & u_9 = (40000, 41000) \\ u_{10} = (41000, 42000) & u_{11} = (42000, 43000) & u_{12} = (43000, 44000) \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j12} / u_{12}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 12$$

Aralık uzunluğu 1100 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 33100) & u_2 = (33100, 34200) & u_3 = (34200, 35300) \\ u_4 = (35300, 36400) & u_5 = (36400, 37500) & u_6 = (37500, 38600) \\ u_7 = (38600, 39700) & u_8 = (39700, 40800) & u_9 = (40800, 41900) \\ u_{10} = (41900, 43000) & u_{11} = (43000, 44100) & \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j11} / u_{11}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 11$$

Aralık uzunluğu 1200 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{array}{lll} u_1 = (32000, 33200) & u_2 = (33200, 34400) & u_3 = (34400, 35600) \\ u_4 = (35600, 36800) & u_5 = (36800, 38000) & u_6 = (38000, 39200) \\ u_7 = (39200, 40400) & u_8 = (40400, 41600) & u_9 = (41600, 42800) \\ u_{10} = (42800, 44000) & & \end{array}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j10} / u_{10}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 10$$

Aralık uzunluğu 1300 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= (32000, 33300) & u_2 &= (33300, 34600) & u_3 &= (34600, 35900) \\
 u_4 &= (35900, 37200) & u_5 &= (37200, 38500) & u_6 &= (38500, 39800) \\
 u_7 &= (39800, 41200) & u_8 &= (41200, 42500) & u_9 &= (42500, 43800) \\
 u_{10} &= (43800, 45100)
 \end{aligned}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j10} / u_{10}, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 10$$

Aralık uzunluğu 1400 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= (32000, 33400) & u_2 &= (33400, 34800) & u_3 &= (34800, 36200) \\
 u_4 &= (36200, 37600) & u_5 &= (37600, 39000) & u_6 &= (39000, 40400) \\
 u_7 &= (40400, 41800) & u_8 &= (41800, 43500) & u_9 &= (43500, 44900)
 \end{aligned}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \cdots + a_{j9} / u_9, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 9$$

Aralık uzunluğu 1500 olduğunda evrensel küme parçalanmaları:

$$\begin{aligned} u_1 &= (32000, 33500) & u_2 &= (33500, 35000) & u_3 &= (35000, 36500) \\ u_4 &= (36500, 38000) & u_5 &= (38000, 39500) & u_6 &= (39500, 41000) \\ u_7 &= (41000, 42500) & u_8 &= (42500, 44000) \end{aligned}$$

olarak elde edilmektedir ve bu parçalanmalara göre bulanık kümeler aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \dots + a_{j8} / u_8, \quad a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1 \\ 0.5 & , k = j+1 \\ 0 & , a.h \end{cases}, \quad j=1, \dots, 8$$

Her bir aralık uzunluğu için elde edilen alt aralıklara göre tanımlanan bulanık kümeler kullanılarak Chen(1996), Chen(2002) yöntemlerine göre bulanık ilişki tabloları kurularak öngörüler elde edilmiştir. Örnek olarak aralık uzunluğu'nun 1300 olduğu durumlar için bulanık ilişki tabloları, bulanık öngörüler ve duru öngörüler aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

Tablo 2. Bulanık Grup İlişki Tablosu

A1 → A2
A2 → A2, A3
A3 → A1, A3, A4
A4 → A3, A5
A5 → A4, A5, A6
A6 → A5, A6, A7, A8
A7 → A6, A7, A8
A8 → A7, A8, A9
A9 → A8, A9
A10 → #

Tablo 3. Test Kümesine Ait Gerçek Değer Ve Bulanık Değerleri Tablosu

Günler	Geçek Değer	Bulanık Değer
16.09.2008	33736,4	A2
17.09.2008	32727,6	A1
18.09.2008	32216,4	A1
19.09.2008	36370,2	A4
20.09.2008	36183,6	A4
22.09.2008	35454,2	A3
23.09.2008	35177,1	A3
24.09.2008	36361,8	A4
25.09.2008	36556,6	A4
26.09.2008	36051,3	A4

Tablo 4. Test Kümesine Ait Gerçek, Bulanık Değerler, Bulanık Öngörü, Durulaştırılmış Öngörüler Tablosu

Günler	Geçek Değer	Bulanık Değer	Bulanık Öngörü	Durulaştırılmış Öngörü
15.09.2008	-----	A3	---	-----
16.09.2008	33736,4	A2	A1,A3,A4	34816
17.09.2008	32727,6	A1	A2,A3	34600
18.09.2008	32216,4	A1	A2	33950
19.09.2008	36370,2	A4	A2	33950
20.09.2008	36183,6	A4	A3,A5	36550
22.09.2008	35454,2	A3	A3,A5	36550
23.09.2008	35177,1	A3	A1,A3,A4	34816
24.09.2008	36361,8	A4	A1,A3,A4	34816
25.09.2008	36556,6	A4	A3,A5	36550
26.09.2008	36051,3	A4	A3,A5	36550

Örneğin 16.09.2009 için gerçek değer A3 iken öngörü şu şekilde hesaplanır. Önceki değer A3 olduğun'dan, bulanık grup ilişki tablosun'da $A3 \rightarrow A1, A3, A4$ ilişkisine göre durulaştırılmış öngörü U1,U3,U4 aralıklarının orta noktası'nın ortalamasıdır.Yani,

$$\frac{32650+35250+36550}{3} = 34816$$

olarak elde edilir.

Chen (1996) yönteminin uygulanmasında test verisi için en iyi sonuç, aralık uzunluğunun 1300 olduğu durumda elde edilmektedir. Bu durumda RMSE değeri 1328,04 olarak elde edilmektedir. 1300 aralık uzunluğu için Chen (1996) yönteminden elde edilen öngörüler Tablo 9'da ve bu öngörülerin gerçek değerlerle birlikte grafiği Şekil 5'de verilmiştir.

Veriye ikinci olarak Chen (2002) yöntemi uygulanmıştır. Chen (2002) yönteminin uygulanmasında da aralık uzunluğu veriye uygun olarak 500 ile 1500 arasında 100'er artırarak değiştirilmiştir. Ayrıca model derecesi ise 2 ile 5 arasında değiştirilmiştir. Chen (2002) yönteminin farklı durumları için elde edilen sonuçlar Tablo 6.'da verilmiştir. Tablo 6.'dan Chen (2002) yönteminde, en iyi sonucu 2. dereceden model ile ve 900 aralık uzunluğunda bulunduğu görülmektedir. Bu durum için RMSE değeri ise 1576,1 olmaktadır. Chen (2002) yönteminin en iyi durumu için elde edilen öngörüler Tablo 9.'da ve bu öngörülerin gerçek değerler ile birlikte grafiği Şekil 6'da verilmiştir.

Üçüncü olarak verimize Huarng (2001b) de verilen dağılıma ve ortalamaya dayalı yaklaşımlar uygulanmıştır. Ortalamaya dayalı yaklaşımdan aralık uzunluğunun 300 olduğu görülmekte ve bu durumda elde edilen RMSE değeri 1622.87 olmaktadır. Dağılıma dayalı yaklaşıma göre ise aralık uzunluğunun 500 olduğu ve buna karşılık RMSE değerinin 1777.9846 olduğu görülmektedir. Bu sonuçlar Tablo 7.'de

verilmiştir. Öngörülerin gerçek değerler ile birlikte grafiği ise Şekil 7 ve Şekil 8’de verilmiştir.

Verimize son olarak Cheng vd. (2008) yöntemini uyguladık. Cheng vd. (2008) yönteminin uygulanmasında küme sayısını 5 ile 15 arasında değiştirildi. Test kümesi için elde edilen RMSE değerleri Tablo 8’de verilmiştir. En düşük RMSE değeri küme sayısının 6 olduğu durumda elde edilmiştir. Küme sayısının 6 olduğu durum için elde edilen öngörüler Tablo 9’da, bu öngörülerin gerçek değerler ile birlikte grafiği Şekil 9’da verilmiştir.

Cheng vd. (2008), Chen(1996), Huarng (2001) ve Chen (2002) yöntemlerinden 16.09.2008 ile 29.09.2008 zaman aralığındaki 10 veri (test kümesi) için tüm elde edilen öngörüler, basit öngörü kombinasyonu, Varyans-kovaryans yöntemi ve öngörü hata kareler ortalaması indirme (MSFE) yöntemleri ile kombine edilerek elde edilen sonuçlar Tablo 10’da verilmiştir. Tablo 10 incelenirse en iyi sonucun Varyans-kovaryans yöntemi ile elde edildiği görülecektir.

Tablo 5. Chen (1996) yöntemi ile test verisi için elde edilen sonuçlar

Aralık Uzunluğu	RMSE Test	Aralık Uzunluğu	RMSE Test
500	1777,68	1100	1469,62
600	1506,25	1200	1461,06
700	1588,03	1300	1328,04
800	1598,79	1400	1341,37
900	1469,82	1500	1508,12
1000	1468,29		

Tablo 6. Chen (2002) yöntemi ile test verisi için elde edilen sonuçlar

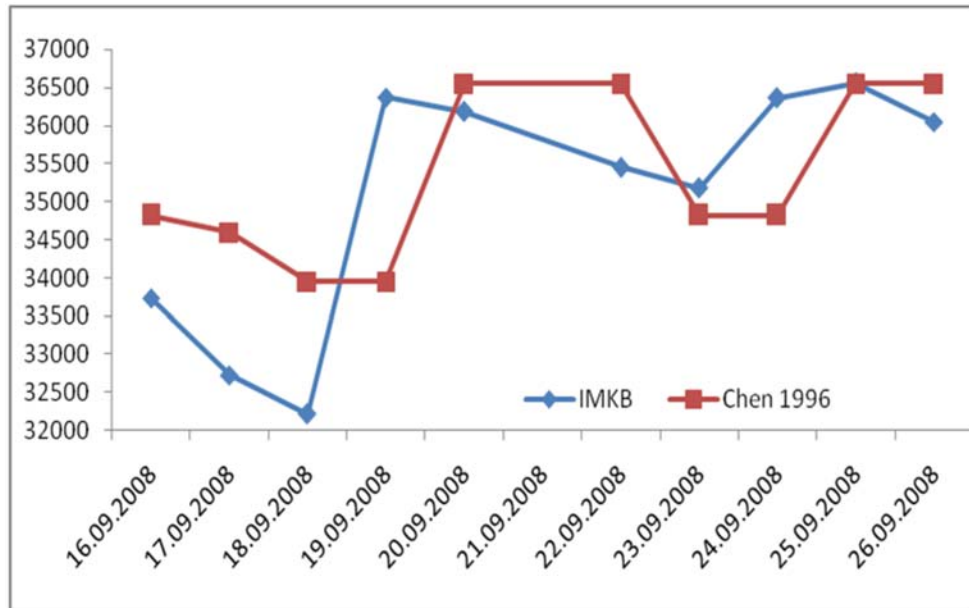
Aralık Uzunluğu	Model Derecesi			
	2.derece	3. derece	4. derece	5. derece
	RMSE Test	RMSE Test	RMSE Test	RMSE Test
500	1697,0611	1775,05	1877,54	1991,37
600	1636,1397	1772,94	1834,11	1955,06
700	1740,71	1841,46	1838,49	1962,86
800	1870,75	1974,85	1834,77	1954,29
900	1576,1	1730,22	1868,85	1963,78
1000	1826,89	1996,25	1889,39	2008,57
1100	1597,78	1737,21	1866,93	1923,05
1200	1652,11	1790,59	1908,3	1997,23
1300	1933,93	1984,43	1791,87	1922,28
1400	1772,81	1850,35	1876,7577	1920,35
1500	1803,67	1760,1	1966,5196	2064,09

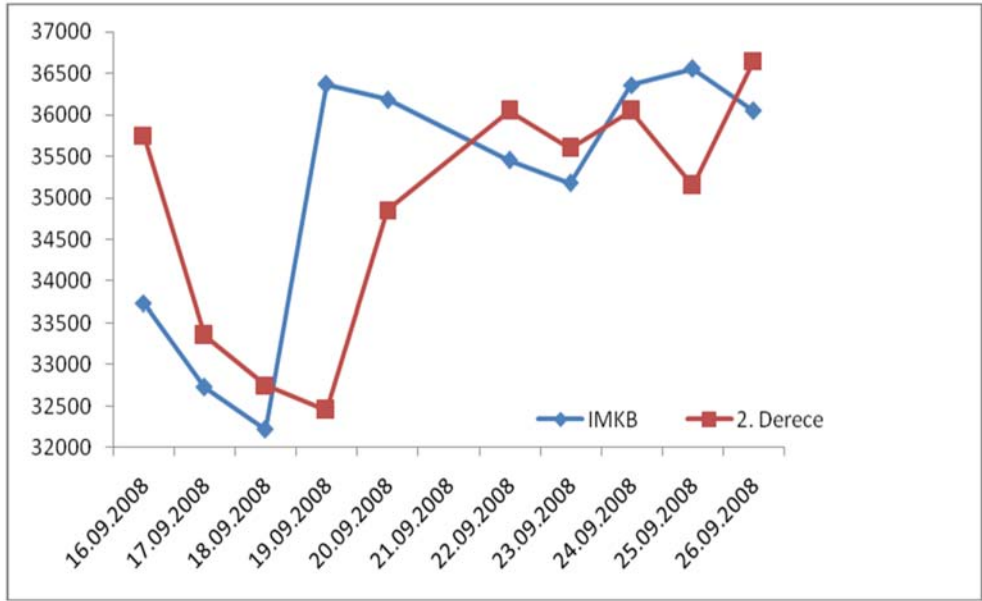
Tablo 7. Huarng (2001b) yöntemi ile test verisi için elde edilen sonuçlar

Yaklaşım	Aralık Uzunluğu	RMSE Test
Ortalamaya dayalı yaklaşım	300	1622.87
Dağılıma dayalı yaklaşım	500	1777.68

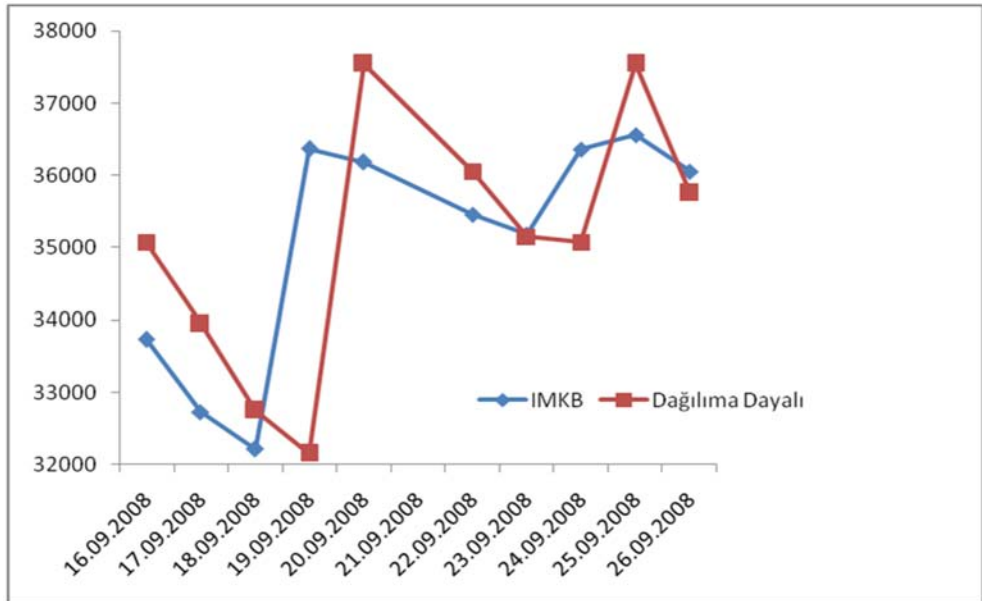
Tablo 8. Cheng vd. (2008) yöntemi ile test verisi için elde edilen sonuçlar

Küme Sayısı	RMSE Test
5	3017.49
6	1621.45
7	2016.04
8	4836.23
9	4602.73
10	4289.02
11	3879.69
12	3835.38
13	3207.74
14	3286.13
15	3951.93

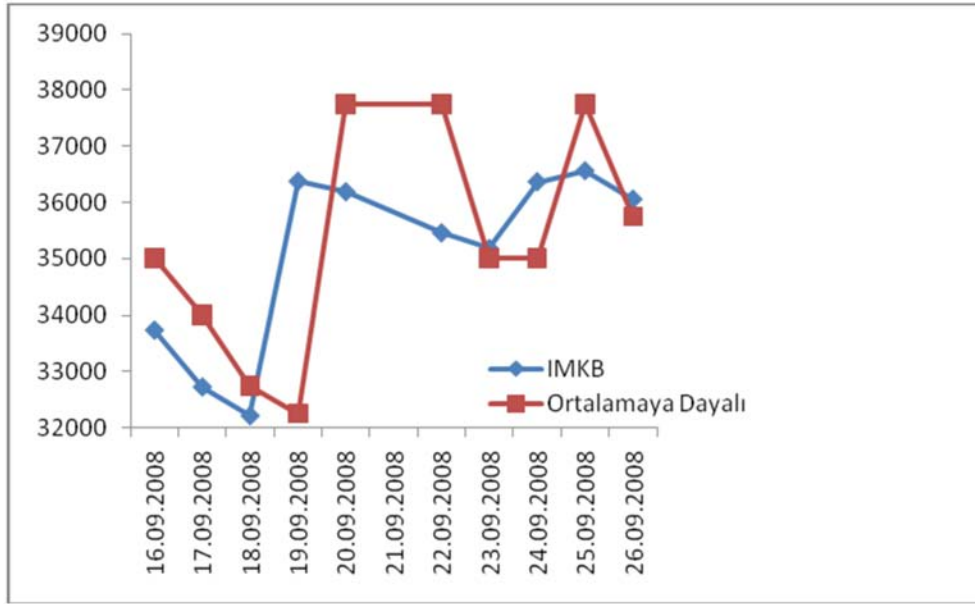
**Şekil 5.** Chen (1996) Yönteminde 1300 Aralık Uzunluğu İçin Test Verisinin Öngörülleri



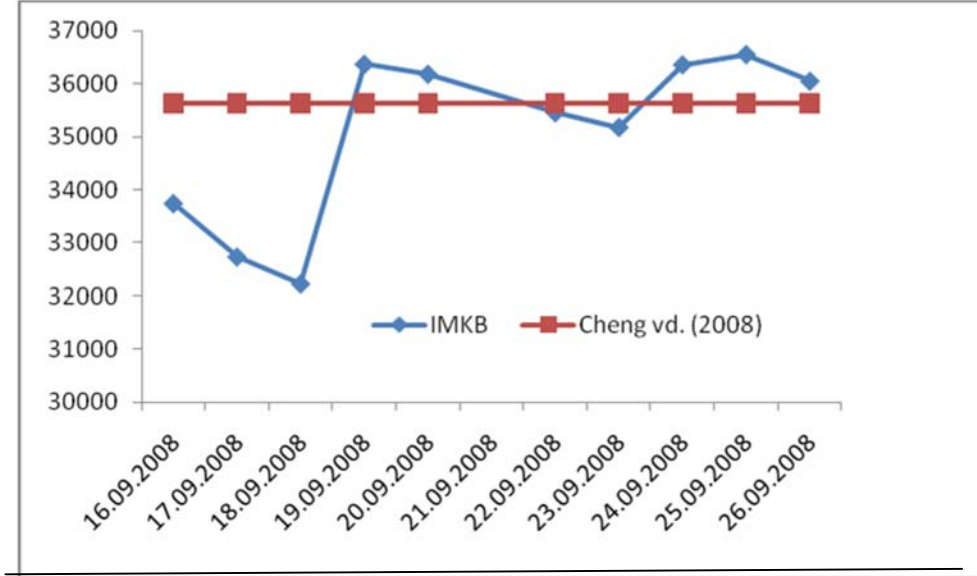
Şekil 6. Chen (2002) Yönteminde 2. Dereceden Model ve 900 Aralık Uzunluğu İçin Test Verisinin Öngörülleri



Şekil 7. Huarng (2001b), dağılıma dayalı yaklaşım için test verisinin öngörülleri



Şekil 8. Huarng (2001b), ortalamaya dayalı yaklaşım için test verisinin öngörülleri



Şekil 9. Cheng vd. (2008) yöntemi ile 6 küme için, test verisinin öngörülleri

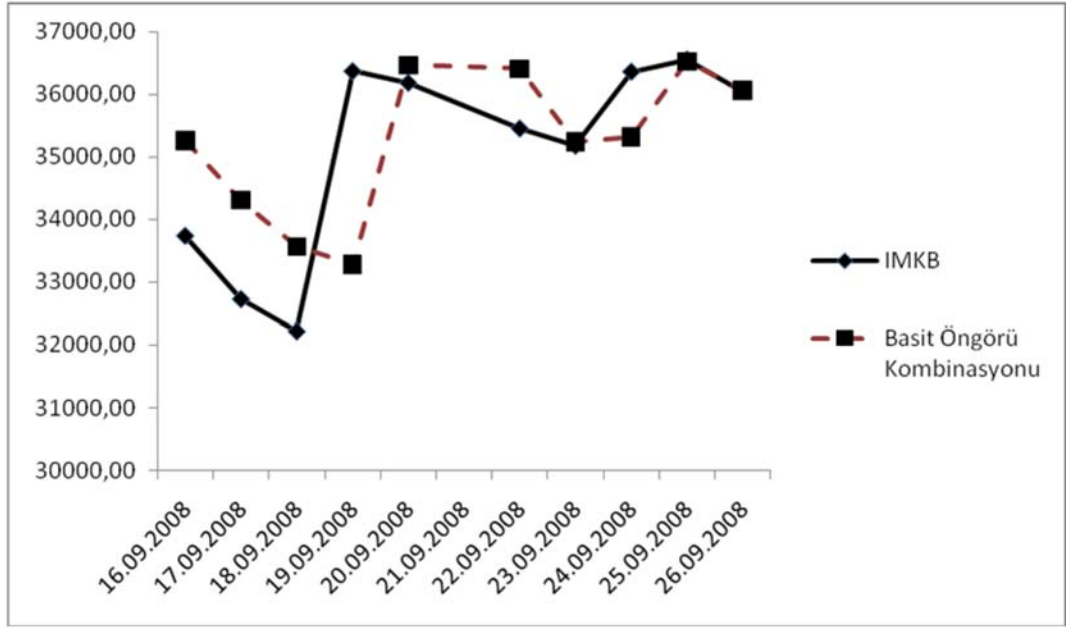
Tablo 9. Tüm yöntemlerin en iyi durumları için öngörü sonuçları

Tarih	IMKB	Chen (1996) 1300 Aralık Uzunluğu	Huarng (2001b) Dağılıma Dayalı	Huarng (2001b) Ortalamaya Dayalı	Chen (2002) 2. Derece 900 Aralık Uzunluğu	Cheng vd. (2008)
16.09.2008	33736,35	34816.6667	35075	35000	35750	35626.9
17.09.2008	32727,57	34600	33950	34000	33350	35626.9
18.09.2008	32216,43	33950	32750	32750	32750	35626.9
19.09.2008	36370,16	33950	32150	32250	32450	35626.9
20.09.2008	36183,62	36550	37550	37750	34850	35626.9
22.09.2008	35454,17	36550	36050	37750	36050	35626.9
23.09.2008	35177,11	34816.6667	35150	35000	35600	35626.9
24.09.2008	36361,84	34816.6667	35075	35000	36050	35626.9
25.09.2008	36556,61	36550	37550	37750	35150	35626.9
26.09.2008	36051,3	36550	35750	35750	36650	35626.9
RMSE		1328.04	1777.68	1622.87	1576.1	1621.45

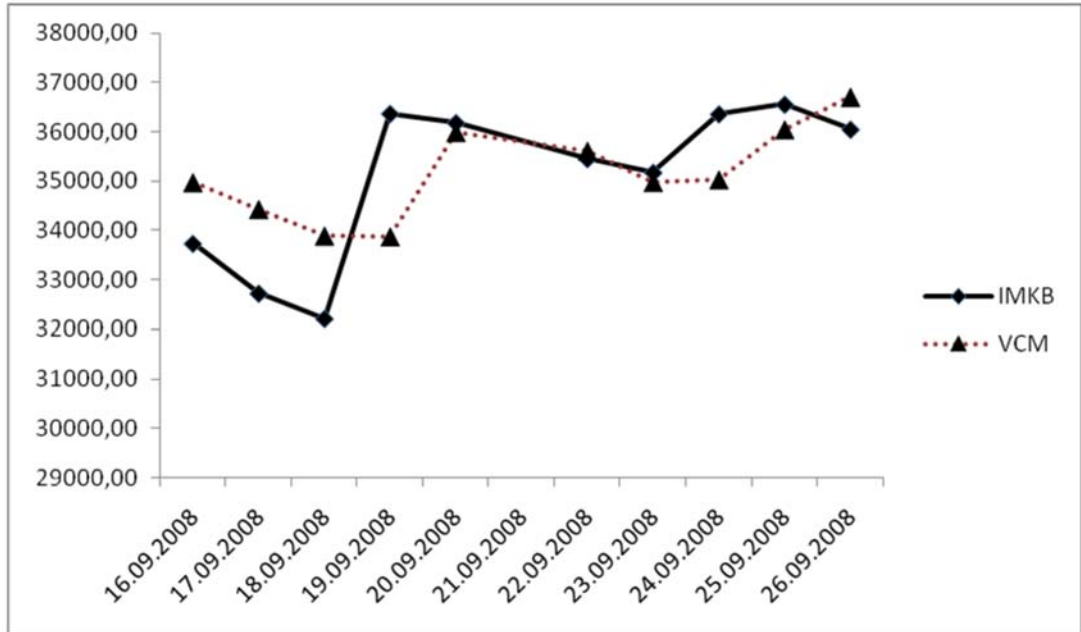
Tablo 10. Çeşitli Yöntemlerden Elde Edilen Kombine Öngörüler

Tarih	IMKB	SFC Yöntemi	VCM Yöntemi	MSFE
16.09.2008	33736,3	35253,7	34973,0	35269,3
17.09.2008	32727,5	34305,3	34426,3	34480,3
18.09.2008	32216,4	33565,3	33885,8	33845,4
19.09.2008	36370,1	33285,3	33868,3	33624,5
22.09.2008	36183,6	36465,3	35993,2	36333,7
23.09.2008	35454,1	36405,3	35611,5	36272,2
24.09.2008	35177,1	35238,7	34975,8	35257,0
25.09.2008	36361,8	35313,7	35027,6	35320,4
26.09.2008	36556,6	36525,3	36047,8	36384,8
29.09.2008	36051,3	36065,3	36708,4	36068,0
RMSE		1349,63	1266,24	1320,09

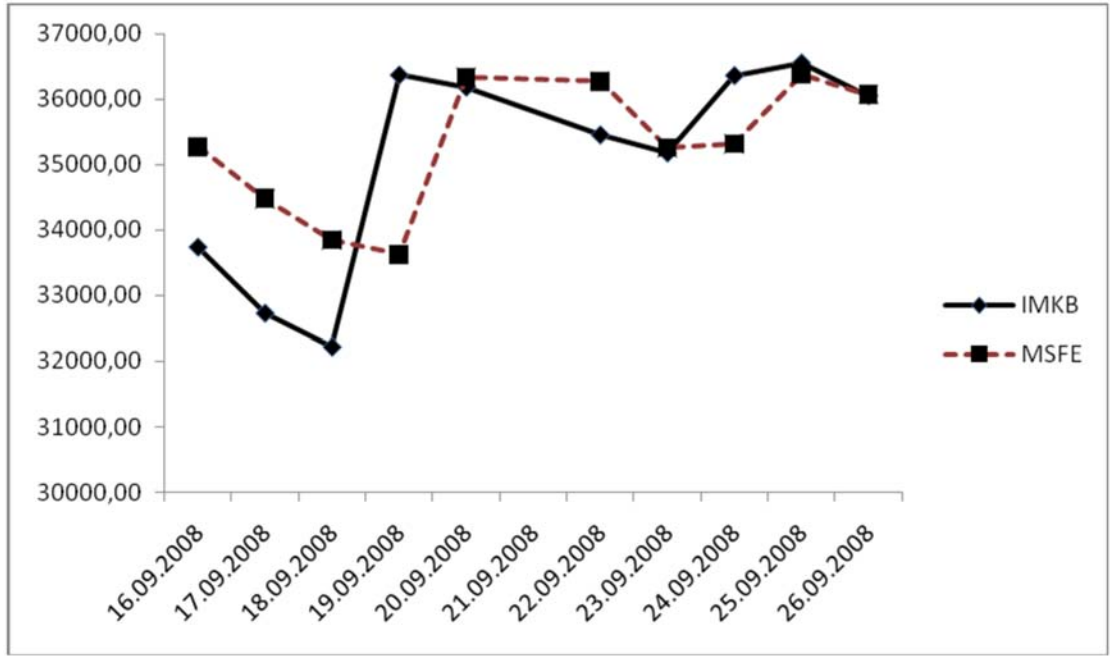
Öngörü kombinasyonu teknikleri ile elde edilen öngörülerin, gerçek değerlerle birlikte grafiği Şekil 10, Şekil 11 ve Şekil 12 de verilmiştir.



Şekil 10. SFC Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği



Şekil 11. VCM Kombinasyon Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği



Şekil 12. MSFE Yöntemi İle Elde Edilen Öngörülerin Gerçek Değerlerle Birlikte Grafiği

Elde edilen sonuçlar verilen grafiklerden öngörü doğruluğu açısından görsel olarak yorumlanabilir. Ancak Bölüm 3.5 de verilen çeşitli zaman serisi ölçütlerini elde edilen tüm sonuçlar için hesaplanarak Tablo 11’ de verilmiştir. Bu ölçütler yardımı ile sonuçları daha objektif olarak değerlendirebiliriz.

Tablo 11. Çeşitli Yöntemlerden Elde Edilen Öngörüle için Hesaplanan Model Seçim Ölçütleri

	RMSE	MAPE	DA	AIC	BIC
Basit Öngörü Kombinasyonu	1349,63	0,00033592	0,55	18,0151	18,5598
VCM	1266,23	0,00006727	0,44	17,8876	18,4322
MSFE	1320,10	0,00044930	0,66	17,9709	18,5155
Chen(1996)	1328,04	0,00053964	0,44	16,3829	16,6855
Huarng (2001b) Ortalamaya Dayalı Yaklaşım	1622,86	0,00002307	0,44	22,7838	23,9942
Huarng(2001b) Dağılıma Dayalı Yaklaşım	1777,68	0,00054099	0,44	19,7661	20,4923
Chen(2002)	1576,10	0,00073388	0,55	17,5254	17,9490
Cheng vd. (2008)	1621,46	0,00135675	0,55	15,9821	16,1637

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Son yıllarda gözlemleri belirsizlik içeren borsa, sıcaklık gibi zaman serilerinin çözümlemesinde bulanık zaman serisi yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tip veriler belirli bir birim zaman dilimi içinde (örneğin bir gün içinde) birden fazla değere sahip olmaktadır. Bu nedenle bu zaman serilerinin gözlemlerini tek bir reel sayı ile temsil etmek yerine bulanık küme ile temsil etmek daha doğru olacaktır. Ayrıca bulanık zaman serisi çözüm yöntemleri klasik analizlerdeki normal dağılım, en az 50 gözlem sayısı gibi varsayımlara da gerek duymamaktadır. Bu avantajları nedeniyle bulanık zaman serisi analizi yöntemlerinin uygulama alanı her geçen gün artmaktadır.

Bu çalışmada İMKB 100 ulusal endeksi zaman serisi, çeşitli bulanık zaman serisi analiz yöntemleri ile çözümlenmiştir. Çözümlemede literatürde sık kullanılan Chen (1996), Chen (2002), Huarng (2001b) ve Cheng vd. (2008) yöntemleri kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre İMKB 100 ulusal endeksi zaman serisi için incelenen modeller arasında, birinci dereceden bir model olan Chen (1996) yönteminin kullanılması en uygun olmaktadır.

Zaman serilerinin çözümlemesi için alternatif birçok yöntem bulunmaktadır. Her yöntemin kendine göre avantajları ve avantajlılıkları vardır. Bir zaman serisi yönteminden elde edilen öngörüler dönme noktalarını yaklaştımsken hata büyüklüğü açısından kötü sonuçlar verebilir. Diğer bir yöntem ise dönme noktalarını tam yakalayamamış ama hatanın büyüklüğü açısından iyi sonuçlar vermiş olabilir. Herhangi bir zaman serisi için çeşitli öngörü yöntemlerinden elde edilen sonuçların kombine edilmesi daha iyi öngörülere neden olacaktır. Bu fikirden hareketle, literatürde basit öngörü kombinasyonu, Varyans-kovaryans yöntemi ve MSFE yöntemleri gibi öngörü kombinasyon teknikleri önerilmiştir. İMKB Ulusal 100 Endeksi zaman serisi için çeşitli bulanık zaman serisi öngörü yöntemlerinden elde edilen öngörüler kombine edilmiştir. Öngörü kombinasyonu ile elde edilen öngörülerin çeşitli ölçütlere göre daha iyi öngörüler olduğu görülmektedir. RMSE ölçütüne göre VCM öngörü kombinasyonu tekniği ile elde edilen öngörülerin RMSE değerinin 1266,23 olduğu görülmektedir. Bu durumda İMKB zaman serisinin öngörülemede kullanılacak en uygun yöntem Chen (1996), Chen(2002), Huarng

(2001b) ve Cheng vd. (2008) yöntemlerinden elde edilen öngörülerin VCM öngörü kombinasyonu tekniği ile birleştirilmesi olacaktır. MAPE ölçütüne göre ise en iyi yöntem Huarng (2001b) deki dağılıma dayalı yaklaşımdır. Bu yöntem göre MAPE değeri 0.00002307 olup en küçüktür. Yön doğruluğu açısından en iyi yöntem Chen (1996), Chen(2002), Huarng (2001b) ve Cheng vd. (2008) yöntemlerinden elde edilen öngörülerin MSFE öngörü kombinasyonu tekniği ile birleştirilmesi olacaktır. AIC ve BIC ölçütlerine göre ise en iyi yöntem Cheng vd. (2008) yöntemidir. Bunun nedeni bu ölçütleri parametre sayısını cezalandırmasıdır. Parametre sayısı Cheng vd. (2008) yönteminde bulanık küme sayısı alındığından diğer yöntemlere göre avantaj sağlamıştır. Diğer yöntemlerde parametre sayısı aralık sayısı olarak alınmıştır. Örneğin Huarng (2001b) ortalamaya dayalı yaklaşımda alık sayısı 40 olduğundan AIC, BIC ölçütleri oldukça büyükmektedir. Öngörü kombinasyonu yöntemlerinde ise parametre sayısı kombine edilen yöntemlerdeki aralık sayılarının ortalaması olarak alınmıştır. Bu nedenle öngörü kombinasyonu yöntemlerini kendi aralarında değerlendirirsek VCM yöntemi hem AIC hem de BIC ölçütüne göre SFC ve MSFE yöntemlerinden daha iyidir. Sonuç olarak tüm ölçütler bir arada değerlendirilirse IMKB zaman serisinin öngörülmesinde en uygun yöntem Chen (1996), Chen(2002), Huarng (2001b) ve Cheng vd. (2008) yöntemlerinden elde edilen öngörülerin VCM öngörü kombinasyonu tekniği ile birleştirilmesidir. Çünkü hem RMSE, MAPE değeri oldukça küçüktür. Hem AIC ve BIC ölçütüne göre diğer birçok yöntemden iyidir. Sadece yön doğruluğu yüksek değildir. Bu durumda göz ardı edilebilir. Eğer yön bağımlılığı açısından iyi bir model aranır ise bu durumda MSFE yöntemi değerlendirilebilir. Çünkü hem RMSE ve MAPE'si küçük hemde DA'sı yüksektir.

6. KAYNAKLAR

- Aladag, C.H., Basaran, M.A., Egrioglu, E., Yolcu U., Uslu, V.R., 2009. Forecasting in high order fuzzy time series by using neural networks to define fuzzy relations. *Expert Systems with Applications*, 36, 4228-4231.
- Bezdek, J.C. ,1981. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. NY: Plenum Press.
- 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.
- Chen, S.M., Chung N.Y., 2006. Forecasting Enrollments Using High-Order Fuzzy Time Series and Genetic Algorithms, *International Journal Of Intelligent Systems*, 21, 485-501.
- Chen, T.L., Cheng, C.H., Teoh, H.J., 2008. High-order fuzzy time-series based on multi-period adaptation model for forecasting stock markets, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(4), 876-888.
- Cheng, C.H., Chen T-L., Huang C-C.,2007. Fuzzy dual factor time series for stock index forecasting, *Expert Systems with Applications*, doi:10.1016/j.eswa.2007.09.037.
- Cheng, C.H., Cheng, G.W. , Wang, J.W., 2008. Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering, *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1235,1247.

- Eğrioğlu, E., Aladağ Ç.H., Gunay S.,2008. A New Model Selection Strategy In Artificial Neural Network, Applied Mathematics and Computation, 195, 591-597.
- Egrioglu, E., Aladag C.H., Yolcu U, Uslu V.R., Basaran M.A.,2009. A New Approach Based on Artificial Neural Networks for High Order Multivariate Fuzzy Time Series, Expert Systems with Applications, 36, 10589-10594.
- Huang, K., 2001a. Heuristic models of fuzzy time series for forecasting. Fuzzy Sets and Systems, 123 (3), 369-386.
- Huang, K., 2001b. Effective lengths of interval to improve forecasting in fuzzy time series. Fuzzy sets and systems, 123, 387-394.
- Huang, K. & 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., & Lee, C. H. ,1998. Handling forecasting problems using fuzzy time series. Fuzzy Sets and Systems, 100, 217-228.
- Jilani, T.A., Burney S.M.A., 2008. Multivariate stochastic fuzzy forecasting models. Expert Systems with Applications, 35, 691-700.
- Lee, L-W., Wang, L-H., Chen, S-M., Leu, Y-H., 2006. Handling forecasting problems based on two factors high order fuzzy time series. IEEE Transactions On Fuzzy Systems, 14. 468-477.
- 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.

- Song, Q. and Chissom, B.S., 1994. Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part II. *Fuzzy Sets and Systems*, 62, 1-8.
- Wang, N.Y., Chen S.M., 2008. Temperature prediction and TAIEX forecasting based on automatic clustering techniques and tow-factors high order fuzzy time series, *Expert systems with applications*, doi:10.1016/j.eswa.2007.12.013.
- Winkler R.L. and S. Markidakis, 1983. The Combination of Forecasts, *Journal of the Royal Statistical Society A*, 146 (2), 150-157.
- Yolcu U., Eğrioğlu E., Uslu V.R., Başaran M.A., Aladağ Ç.H., 2009. A New Approach for Determining the Length of Intervals for Fuzzy Time Series, *Applied Soft Computing*, 9, 647-651.
- Yu, T.K. and Huarng, K., 2008. A bivariate fuzzy time series model to forecast the TAIEX. *Expert Systems with Applications*, 34(4). 2945-2952.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy Sets, *Inform and Control* 8, 338-353.

7. EKLER

EK 1. Chen (1996) Yöntemi İçin Yazılan MATLAB Programı Kodları

Chen (1996) da önerilen birinci dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımı için yazılan Matlab fonksiyonu aşağıda verilmiştir. Fonksiyon Matlab 2006 paket programı için hazırlanmıştır.

Programın girdileri,

la- Aralık uzunluğu

x- Zaman Serisi

salt- Evrensel kümenin alt sınırı

ss- Evrensel küme parçalanmasından oluşacak alt aralık sayısı

ntest- Veri eğitim ve test kümesi olarak ikiye ayrıldığında, zaman serisinin sonundan alınacak test kümesinin eleman sayısı

Programın çıktıları ise,

rmseegt- Eğitim kümesi için hesaplanan hata kareler ortalaması karekök değeri

rmsetest- Test kümesi için hesaplanan hata kareler ortalaması karekök değeri

```
function Sonuc=chen5(la,x,salt,ss,ntest)
```

```
n1=size(x,1);
```

```
n=n1-ntest;
```

```
xegt=x(2:n);
```

```
xtest=x((n+1):n1);
```

```
for i=1:ss
```

```
    ualt(i)=salt+(i-1)*la;
```

```
    uust(i)=salt+i*la;
```

```
    mb(i)=(ualt(i)+uust(i))/2;
```

```
end
```

```
for i=1:n
```

```
    for j=1:ss
```

```

        if ((x(i)<=uust(j))&(x(i)>=ualt(j)))
            fs(i)=j;
        end
    end
end
fs1=fs(1:(n-1));
fs2=fs(2:n);
for j=1:ss
    for i=1:ss
        fr(i,j)=0;
    end
end
for j=1:ss
    for i=1:(n-1)
        if fs1(i)==j
            fr(fs1(i),fs2(i))=1;
        end
    end
end
ongoru=fr*mb';
agr=sum(fr');

for i=1:ss
    if agr(i)==0
        ong(i)=mb(i);
    else
        ong(i)=ongoru(i)/agr(i);
    end
end
ong2(1)=nan;
for i=2:n
    ong2(i)=ong(fs(i-1));
end

```

```

for i=(n+1):n1
    for j=1:ss
        if ((x(i-1)<=uust(j))&(x(i-1)>=uult(j)))
            fs(i-1)=j;
        end
    end
    ong2(i)=ong(fs(i-1));
end
ongegt=ong2(2:n);
ongtest=ong2((n+1):n1);
mseegt=(xegt'-ongegt)*(xegt'-ongegt)/(n-1)
msetest=(xtest'-ongtest)*(xtest'-ongtest)/(ntest)
rmseegt=power(mseegt,0.5)
rmsetest=power(msetest,0.5)
Sonuc=[rmseegt,rmsetest];

```

EK 2. Chen (2002) Yöntemi İçin Yazılan MATLAB Programı Kodları

Chen (2002) de yüksek dereceli bulanık zaman serisi yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın üçüncü dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli için uygulanmasına imkan tanıyan bir Matlab fonksiyonu Matlab 2006 paket programında yazılmıştır.

Bu programın girdileri;

la- Aralık uzunluğu

x- Zaman Serisi

salt- Evrensel kümenin alt sınırı

ss- Evrensel küme parçalanmasından oluşacak alt aralık sayısı

ntest- Veri eğitim ve test kümesi olarak ikiye ayrıldığında, zaman serisinin sonundan alınacak test kümesinin eleman sayısı

Programın çıktıları ise,

RMSEtest- Test kümesi için hesaplanan hata kareler ortalaması karekök değeri

MAPEtest- Test kümesi için hesaplanan hata mutlak yüzdelik ortalaması değeri

Üçüncü Dereceden Bulanık Zaman Serisi Öngörü Modeli İçin Chen (2002)
Yönteminin Matlab Fonksiyonu.

```
function Sonuc=chenydy3(la,x,salt,ss,nstest)
n1=size(x,1);
n=n1-nstest;
xegt=x(1:n);
xtest=x((n+1):n1);
for i=1:ss
    ualt(i)=salt+(i-1)*la;
    uust(i)=salt+i*la;
    mb(i)=(ualt(i)+uust(i))/2;
end
for i=1:n
    for j=1:ss
        if ((x(i)<=uust(j))&(x(i)>=ualt(j)))
            fs(i)=j;
        end
    end
end
M=lagmatrix(fs,[12,11,10,9,8,7,6,5,4,3,2,1,0]);
m1=size(M,1);
M2=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if (M2(i,11)==M2(i1,11))&(M2(i,12)==M2(i1,12))&(M2(i,13)==M2(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M2(j1,11)=M2(j1+1,11);
                M2(j1,12)=M2(j1+1,12);
                M2(j1,13)=M2(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M2=M2(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M3=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
```

```

        if
(M3(i,10)==M3(i1,10))&(M3(i,11)==M3(i1,11))&(M3(i,12)==M3(i1,12))&(M3(i,13)
==M3(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M3(j1,10)=M3(j1+1,10);
                M3(j1,11)=M3(j1+1,11);
                M3(j1,12)=M3(j1+1,12);
                M3(j1,13)=M3(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M3=M3(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M4=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M4(i,9)==M4(i1,9))&(M4(i,10)==M4(i1,10))&(M4(i,11)==M4(i1,11))&(M4(i,12)==
M4(i1,12))&(M4(i,13)==M4(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M4(j1,9)=M4(j1+1,9);
                M4(j1,10)=M4(j1+1,10);
                M4(j1,11)=M4(j1+1,11);
                M4(j1,12)=M4(j1+1,12);
                M4(j1,13)=M4(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
end
M4=M4(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M5=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M5(i,8)==M5(i1,8))&(M5(i,9)==M5(i1,9))&(M5(i,10)==M5(i1,10))&(M5(i,11)==M
5(i1,11))&(M5(i,12)==M5(i1,12))&(M5(i,13)==M5(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M5(j1,8)=M5(j1+1,8);
                M5(j1,9)=M5(j1+1,9);
                M5(j1,10)=M5(j1+1,10);
                M5(j1,11)=M5(j1+1,11);
                M5(j1,12)=M5(j1+1,12);
                M5(j1,13)=M5(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end

```

```

        end
    end
end
M5=M5(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M6=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M6(i,7)==M6(i1,7))&(M6(i,8)==M6(i1,8))&(M6(i,9)==M6(i1,9))&(M6(i,10)==M6(i
1,10))&(M6(i,11)==M6(i1,11))&(M6(i,12)==M6(i1,12))&(M6(i,13)==M6(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M6(j1,7)=M6(j1+1,7);
                M6(j1,8)=M6(j1+1,8);
                M6(j1,9)=M6(j1+1,9);
                M6(j1,10)=M6(j1+1,10);
                M6(j1,11)=M6(j1+1,11);
                M6(j1,12)=M6(j1+1,12);
                M6(j1,13)=M6(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M6=M6(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M7=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M7(i,6)==M7(i1,6))&(M7(i,7)==M7(i1,7))&(M7(i,8)==M7(i1,8))&(M7(i,9)==M7(i1
,9))&(M7(i,10)==M7(i1,10))&(M7(i,11)==M7(i1,11))&(M7(i,12)==M7(i1,12))&(M7
(i,13)==M7(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M7(j1,6)=M7(j1+1,6);
                M7(j1,7)=M7(j1+1,7);
                M7(j1,8)=M7(j1+1,8);
                M7(j1,9)=M7(j1+1,9);
                M7(j1,10)=M7(j1+1,10);
                M7(j1,11)=M7(j1+1,11);
                M7(j1,12)=M7(j1+1,12);
                M7(j1,13)=M7(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M7=M7(1:m1,:);

```

```

m1=size(M,1);
M8=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M8(i,5)==M8(i1,5))&(M8(i,6)==M8(i1,6))&(M8(i,7)==M8(i1,7))&(M8(i,8)==M8(i1
,8))&(M8(i,9)==M8(i1,9))&(M8(i,10)==M8(i1,10))&(M8(i,11)==M8(i1,11))&(M8(i
,12)==M8(i1,12))&(M8(i,13)==M8(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M8(j1,5)=M8(j1+1,5);
                M8(j1,6)=M8(j1+1,6);
                M8(j1,7)=M8(j1+1,7);
                M8(j1,8)=M8(j1+1,8);
                M8(j1,9)=M8(j1+1,9);
                M8(j1,10)=M8(j1+1,10);
                M8(j1,11)=M8(j1+1,11);
                M8(j1,12)=M8(j1+1,12);
                M8(j1,13)=M8(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M8=M8(1:m1,:);

m1=size(M,1);
M9=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M9(i,4)==M9(i1,4))&(M9(i,5)==M9(i1,5))&(M9(i,6)==M9(i1,6))&(M9(i,7)==M9(i1
,7))&(M9(i,8)==M9(i1,8))&(M9(i,9)==M9(i1,9))&(M9(i,10)==M9(i1,10))&(M9(i,11)
==M9(i1,11))&(M9(i,12)==M9(i1,12))&(M9(i,13)==M9(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M9(j1,4)=M9(j1+1,4);
                M9(j1,5)=M9(j1+1,5);
                M9(j1,6)=M9(j1+1,6);
                M9(j1,7)=M9(j1+1,7);
                M9(j1,8)=M9(j1+1,8);
                M9(j1,9)=M9(j1+1,9);
                M9(j1,10)=M9(j1+1,10);
                M9(j1,11)=M9(j1+1,11);
                M9(j1,12)=M9(j1+1,12);
                M9(j1,13)=M9(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
end

```

```

M9=M9(1:m1,:);

m1=size(M,1);
M10=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M10(i,3)==M10(i1,3))&(M10(i,4)==M10(i1,4))&(M10(i,5)==M10(i1,5))&(M10(i,6)
==M10(i1,6))&(M10(i,7)==M10(i1,7))&(M10(i,8)==M10(i1,8))&(M10(i,9)==M10(i
1,9))&(M10(i,10)==M10(i1,10))&(M10(i,11)==M10(i1,11))&(M10(i,12)==M10(i1,1
2))&(M10(i,13)==M10(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M10(j1,3)=M10(j1+1,3);
                M10(j1,4)=M10(j1+1,4);
                M10(j1,5)=M10(j1+1,5);
                M10(j1,6)=M10(j1+1,6);
                M10(j1,7)=M10(j1+1,7);
                M10(j1,8)=M10(j1+1,8);
                M10(j1,9)=M10(j1+1,9);
                M10(j1,10)=M10(j1+1,10);
                M10(j1,11)=M10(j1+1,11);
                M10(j1,12)=M10(j1+1,12);
                M10(j1,13)=M10(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
M10=M10(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M11=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M11(i,2)==M11(i1,2))&(M11(i,3)==M11(i1,3))&(M11(i,4)==M11(i1,4))&(M11(i,5)
==M11(i1,5))&(M11(i,6)==M11(i1,6))&(M11(i,7)==M11(i1,7))&(M11(i,8)==M11(i
1,8))&(M11(i,9)==M11(i1,9))&(M11(i,10)==M11(i1,10))&(M11(i,11)==M11(i1,11))
&(M11(i,12)==M11(i1,12))&(M11(i,13)==M11(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M11(j1,2)=M11(j1+1,2);
                M11(j1,3)=M11(j1+1,3);
                M11(j1,4)=M11(j1+1,4);
                M11(j1,5)=M11(j1+1,5);
                M11(j1,6)=M11(j1+1,6);
                M11(j1,7)=M11(j1+1,7);
                M11(j1,8)=M11(j1+1,8);
                M11(j1,9)=M11(j1+1,9);
                M11(j1,10)=M11(j1+1,10);
                M11(j1,11)=M11(j1+1,11);
            end
        end
    end
end

```

```

        M11(j1,12)=M11(j1+1,12);
        M11(j1,13)=M11(j1+1,13);
    end
    m1=m1-1;
end
end
end
M11=M11(1:m1,:);
m1=size(M,1);
M12=M;
for i=1:m1
    for i1=(i+1):m1
        if
(M12(i,1)==M12(i1,1))&(M12(i,2)==M12(i1,2))&(M12(i,3)==M12(i1,3))&(M12(i,4)
==M12(i1,4))&(M12(i,5)==M12(i1,5))&(M12(i,6)==M12(i1,6))&(M12(i,7)==M12(i
1,7))&(M12(i,8)==M12(i1,8))&(M12(i,9)==M12(i1,9))&(M12(i,10)==M12(i1,10))&(
M12(i,11)==M12(i1,11))&(M12(i,12)==M12(i1,12))&(M12(i,13)==M12(i1,13))
            for j1=(i1):(m1-1)
                M12(j1,1)=M12(j1+1,1);
                M12(j1,2)=M12(j1+1,2);
                M12(j1,3)=M12(j1+1,3);
                M12(j1,4)=M12(j1+1,4);
                M12(j1,5)=M12(j1+1,5);
                M12(j1,6)=M12(j1+1,6);
                M12(j1,7)=M12(j1+1,7);
                M12(j1,8)=M12(j1+1,8);
                M12(j1,9)=M12(j1+1,9);
                M12(j1,10)=M12(j1+1,10);
                M12(j1,11)=M12(j1+1,11);
                M12(j1,12)=M12(j1+1,12);
                M12(j1,13)=M12(j1+1,13);
            end
            m1=m1-1;
        end
    end
end
end
M12=M12(1:m1,:);
for i=1:n1
    for j=1:ss
        if ((x(i)<=uust(j))&(x(i)>=ualt(j)))
            fs(i)=j;
        end
    end
end
end
m2=size(M2,1);
m3=size(M3,1);
m4=size(M4,1);
m5=size(M5,1);
m6=size(M6,1);

```

```

m7=size(M7,1);
m8=size(M8,1);
m9=size(M9,1);
m10=size(M10,1);
m11=size(M11,1);
m12=size(M12,1);
jrt=0;
for i=13:n1
    k1=0;
    for j=4:m3
        if (M3(j,13-1)==fs(i-1))&(M3(j,13-2)==fs(i-2))&(M3(j,13-3)==fs(i-3))
            k1=k1+1;ong(i)=M3(j,13);
        end
    end
    if k1==0
        ong(i)=0;
        jrt=jrt+1;
        gong(jrt)=(mb(fs(i-3))*1+mb(fs(i-2))*2+mb(fs(i-1))*3)/6;
    end
    if k1>1
        k2=0;
        for j=5:m4
            if (M4(j,13-1)==fs(i-1))&(M4(j,13-2)==fs(i-2))&(M4(j,13-3)==fs(i-3))&(M4(j,13-4)==fs(i-4))
                k2=k2+1;ong(i)=M4(j,13);
            end
        end
        if k2==0
            ong(i)=0;
            jrt=jrt+1;
            gong(jrt)=(mb(fs(i-4))*1+mb(fs(i-3))*2+mb(fs(i-2))*3+mb(fs(i-1))*4)/10;
        end
        if k2>1
            k3=0;
            for j=6:m5
                if (M5(j,13-1)==fs(i-1))&(M5(j,13-2)==fs(i-2))&(M5(j,13-3)==fs(i-3))&(M5(j,13-4)==fs(i-4))&(M5(j,13-5)==fs(i-5))
                    k3=k3+1;ong(i)=M5(j,13);
                end
            end
            if k3==0
                ong(i)=0;
                jrt=jrt+1;
                gong(jrt)=(mb(fs(i-5))*1+mb(fs(i-4))*2+mb(fs(i-3))*3+mb(fs(i-2))*4+mb(fs(i-1))*5)/15;
            end
            if k3>1
                k4=0;
                for j=7:m6

```

```

        if (M6(j,13-1)==fs(i-1))&(M6(j,13-2)==fs(i-2))&(M6(j,13-3)==fs(i-
3))&(M6(j,13-4)==fs(i-4))&(M6(j,13-5)==fs(i-5))&(M6(j,13-6)==fs(i-6))
            k4=k4+1;ong(i)=M6(j,13);
        end
    end
    if k4==0
        ong(i)=0;
        jrt=jrt+1;
        gong(jrt)=(mb(fs(i-6))*1+mb(fs(i-5))*2+mb(fs(i-4))*3+mb(fs(i-
3))*4+mb(fs(i-2))*5+mb(fs(i-1))*6)/21;
    end
    if k4>1
        k5=0;
        for j=8:m7
            if (M7(j,13-1)==fs(i-1))&(M7(j,13-2)==fs(i-2))&(M7(j,13-
3)==fs(i-3))&(M7(j,13-4)==fs(i-4))&(M7(j,13-5)==fs(i-5))&(M7(j,13-6)==fs(i-
6))&(M7(j,13-7)==fs(i-7))
                k5=k5+1;ong(i)=M7(j,13);
            end
        end
        if k5==0
            ong(i)=0;
            jrt=jrt+1;
            gong(jrt)=(mb(fs(i-7))*1+mb(fs(i-6))*2+mb(fs(i-5))*3+mb(fs(i-
4))*4+mb(fs(i-3))*5+mb(fs(i-2))*6+mb(fs(i-1))*7)/28;
        end
        if k5>1
            k6=0;
            for j=9:m8
                if (M8(j,13-1)==fs(i-1))&(M8(j,13-2)==fs(i-2))&(M8(j,13-
3)==fs(i-3))&(M8(j,13-4)==fs(i-4))&(M8(j,13-5)==fs(i-5))&(M8(j,13-6)==fs(i-
6))&(M8(j,13-7)==fs(i-7))&(M8(j,13-8)==fs(i-8))
                    k6=k6+1;ong(i)=M8(j,13);
                end
            end
            if k6==0
                ong(i)=0;
                jrt=jrt+1;
                gong(jrt)=(mb(fs(i-8))*1+mb(fs(i-7))*2+mb(fs(i-6))*3+mb(fs(i-
5))*4+mb(fs(i-4))*5+mb(fs(i-3))*6+mb(fs(i-2))*7+mb(fs(i-1))*8)/36;
            end
            if k6>1
                k7=0;
                for j=10:m9
                    if (M9(j,13-1)==fs(i-1))&(M9(j,13-2)==fs(i-2))&(M9(j,13-
3)==fs(i-3))&(M9(j,13-4)==fs(i-4))&(M9(j,13-5)==fs(i-5))&(M9(j,13-6)==fs(i-
6))&(M9(j,13-7)==fs(i-7))&(M9(j,13-8)==fs(i-8))&(M9(j,13-9)==fs(i-9))
                        k7=k7+1;ong(i)=M9(j,13);
                    end

```

```

end
if k7==0
    ong(i)=0;
    jrt=jrt+1;
    gong(jrt)=(mb(fs(i-9))*1+mb(fs(i-8))*2+mb(fs(i-
7))*3+mb(fs(i-6))*4+mb(fs(i-5))*5+mb(fs(i-4))*6+mb(fs(i-3))*7+mb(fs(i-
2))*8+mb(fs(i-1))*9)/45;
end
if k7>1
    k8=0;
    for j=11:m10
        if (M10(j,13-1)==fs(i-1))&(M10(j,13-2)==fs(i-
2))&(M10(j,13-3)==fs(i-3))&(M10(j,13-4)==fs(i-4))&(M10(j,13-5)==fs(i-
5))&(M10(j,13-6)==fs(i-6))&(M10(j,13-7)==fs(i-7))&(M10(j,13-8)==fs(i-
8))&(M10(j,13-9)==fs(i-9))&(M10(j,13-10)==fs(i-10))
            k8=k8+1;ong(i)=M10(j,13);
        end
    end
    if k8==0
        ong(i)=0;
        jrt=jrt+1;
        gong(jrt)=(mb(fs(i-10))*1+mb(fs(i-9))*2+mb(fs(i-
8))*3+mb(fs(i-7))*4+mb(fs(i-6))*5+mb(fs(i-5))*6+mb(fs(i-4))*7+mb(fs(i-
3))*8+mb(fs(i-2))*9+mb(fs(i-1))*10)/55;
    end
    if k8>1
        k9=0;
        for j=12:m11
            if (M11(j,13-1)==fs(i-1))&(M11(j,13-2)==fs(i-
2))&(M11(j,13-3)==fs(i-3))&(M11(j,13-4)==fs(i-4))&(M11(j,13-5)==fs(i-
5))&(M11(j,13-6)==fs(i-6))&(M11(j,13-7)==fs(i-7))&(M11(j,13-8)==fs(i-
8))&(M11(j,13-9)==fs(i-9))&(M11(j,13-10)==fs(i-10))&(M11(j,13-11)==fs(i-11))
                k9=k9+1;ong(i)=M11(j,13);
            end
        end
        if k9==0
            ong(i)=0;
            jrt=jrt+1;
            gong(jrt)=(mb(fs(i-11))*1+mb(fs(i-10))*2+mb(fs(i-
9))*3+mb(fs(i-8))*4+mb(fs(i-7))*5+mb(fs(i-6))*6+mb(fs(i-5))*7+mb(fs(i-
4))*8+mb(fs(i-3))*9+mb(fs(i-2))*10+mb(fs(i-1))*11)/66;
        end
        if k9>1
            k10=0;
            for j=13:m12
                if (M12(j,13-1)==fs(i-1))&(M12(j,13-2)==fs(i-
2))&(M12(j,13-3)==fs(i-3))&(M12(j,13-4)==fs(i-4))&(M12(j,13-5)==fs(i-
5))&(M12(j,13-6)==fs(i-6))&(M12(j,13-7)==fs(i-7))&(M12(j,13-8)==fs(i-

```



```

jrt=jrt+1;
gerong(i)=gong(jrt);
e(i)=(gerong(i)-x(i))*(gerong(i)-x(i));
e2(i)=(gerong(i)-x(i))/x(i);
else
gerong(i)=mb(ong(i));
e(i)=(gerong(i)-x(i))*(gerong(i)-x(i));
e2(i)=(gerong(i)-x(i))/x(i);
end
end
end
e2=abs(e2);
MAPEtest=(sum(e2((n1-ntest+1):(n1)))/(ntest))
RMSEtest=(sum(e((n1-ntest+1):(n1)))/(ntest))^0.5
Sonuc=[ RMSEtest, MAPEtest]
end

```

EK 3. Cheng vd. (2008) Yöntemi İçin Yazılan MATLAB Programı Kodları

Bu programın girdileri;

x- Zaman Serisi

ks- Bulanık küme sayısı

ntest- Veri eğitim ve test kümesi olarak ikiye ayrıldığında, zaman serisinin sonundan alınacak test kümesinin eleman sayısı

Programın çıktıları ise,

MSEtest- Test kümesi için hesaplanan hata kareler ortalaması değeri

```

function sonuc=fcmchentest(x,ks,ntest)
rand('seed',4.9276984E7);
n1=length(x);
x2=x(1:(n1-ntest));
xt=x((n1-ntest+1):n1);
[C1,U1]=fcm(x2,ks)
[C,U]=sortcu(C1,U1);
n=length(x2);
fs=umax(U)';
mb=C';
fs1=fs(1:(n-1));
fs2=fs(2:n);
ss=ks;
for j=1:ss
for i=1:ss

```

```

fr(i,j)=0;
end
end
for j=1:ss
for i=1:(n-1)
    if fs1(i)==j
        fr(fs1(i),fs2(i))=1;
    end
end
end
ongoru=fr*mb';
agr=sum(fr');
for i=1:ss
    if agr(i)==0
        ong(i)=mb(i);
    else
        ong(i)=ongoru(i)/agr(i);
    end
end
ong2(1)=nan;
for i=2:n
    ong2(i)=ong(fs(i-1));
end
[Un]=stepfcm2fts(x(n),U,ks,2,C);
ongtest(1)=ong(umax(Un));
for i=2:ntest
    ongtest(i)=ong(umax(stepfcm2fts(ongtest(i-1),U,ks,2,C)));
end
msetest=(xt'-ongtest)*(xt'-ongtest)'/(ntest);
rmsetest=power(msetest,0.5);
x2=x2(2:n);
ong2=ong2(2:n)
mseegt=((x2'-ong2)*(x2'-ong2))/(n-1);
rmseegt=power(mseegt,0.5);
sonuc=[msetest]

```

Ek:4. Toplam 95 gözlemden oluşan İMKB ulusal 100 endeksi verileri.

	Tarih	İMKB		Tarih	İMKB		Tarih	İMKB
1	20.05.2008	41296,5	32	01.07.2008	33566,4	64	14.08.2008	42194,42
2	21.05.2008	41011,25	33	02.07.2008	33919,76	65	17.08.2008	41946,9
3	22.05.2008	40752,45	34	03.07.2008	34300,37	66	18.08.2008	40488,11
4	23.05.2008	39960,99	35	06.07.2008	35010,04	67	19.08.2008	39801,34
5	25.05.2008	39439,35	36	07.07.2008	34894,68	68	20.08.2008	39569,58
6	26.05.2008	40189,29	37	08.07.2008	35603,27	69	21.08.2008	40894,27
7	27.05.2008	39384,87	38	09.07.2008	35574,64	70	24.08.2008	40691,5
8	28.05.2008	39086,47	39	10.07.2008	35006,46	71	25.08.2008	40097,46
9	29.05.2008	39969,63	40	13.07.2008	35826,27	72	26.08.2008	39576,03
10	01.06.2008	40121,15	41	14.07.2008	35254,97	73	27.08.2008	40149,97
11	02.06.2008	40451,73	42	15.07.2008	36374,36	74	28.08.2008	39844,48
12	03.06.2008	39832,1	43	16.07.2008	37695,26	75	01.09.2008	39456,77
13	04.06.2008	40463,96	44	17.07.2008	37946,57	76	02.09.2008	40437,07
14	05.06.2008	39645,54	45	20.07.2008	38703,75	77	03.09.2008	40328,52
15	08.06.2008	39061,71	46	21.07.2008	37616,17	78	04.09.2008	39556,37
16	09.06.2008	38655,1	47	22.07.2008	38555,56	79	05.09.2008	39115,63
17	10.06.2008	38238,42	48	23.07.2008	38944,38	80	08.09.2008	40517,08
18	11.06.2008	38593,64	49	24.07.2008	37556,95	81	09.09.2008	40124,57
19	12.06.2008	38295,72	50	27.07.2008	38120,94	82	10.09.2008	39294,96
20	15.06.2008	38465,62	51	28.07.2008	39153,74	83	11.09.2008	37388,13
21	16.06.2008	38724,11	52	29.07.2008	41342,3	84	12.09.2008	37033,87
22	17.06.2008	38136,78	53	30.07.2008	42200,75	85	15.09.2008	35081,44
23	18.06.2008	38006,96	54	31.07.2008	42984,66	86	16.09.2008	33736,35
24	19.06.2008	37912,85	55	03.08.2008	43259,37	87	17.09.2008	32727,57
25	22.06.2008	37583,67	56	04.08.2008	42237,74	88	18.09.2008	32216,43
26	23.06.2008	37275,88	57	05.08.2008	42075,85	89	19.09.2008	36370,16
27	24.06.2008	37572,64	58	06.08.2008	41627,66	90	22.09.2012	36183,62
28	25.06.2008	36578,95	59	07.08.2008	40949,91	91	23.09.2011	35454,17
29	26.06.2008	35829,4	60	10.08.2008	41733,27	92	24.09.2010	35177,11
30	29.06.2008	35089,53	61	11.08.2008	41461,84	93	25.09.2009	36361,84
31	30.06.2008	33208,24	62	12.08.2008	41253,85	94	26.09.2008	36556,61
			63	13.08.2008	41710,52	95	29.09.2008	36051,30

Adı Soyadı : Fevzi Emrah İNCEOĞLU

Doğum Yeri : Malatya

Doğum tarihi : 25.05.1983

Medeni Hali : Bekar

Bildiği Yabancı Diller : İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Samsun Cumhuriyet Lisesi

Lisans : Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi,
İstatistik Bölümü (2002-2006)

Yüksek Lisans : Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü,
İstatistik Bölümü (2007-2010)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar Ve Yıl

1. Gürmed Medikal Ltd. Şti. (2006-...)

İletişim Bilgileri : Eğitim Fak. Karşısı Maliye Lojmanları Kat 7, Daire 28,
Tel: 0 506 510 51 01

