

**T.C**  
**GİRESUN ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BULANIK ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ İLE GİRESUN İLİ MAKSİMUM**  
**SICAKLIK ÖNGÖRÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Öğrencinin Adı SOYADI** : YağmurBAŞ  
**ORCID** : 0000-0002-1806-5457  
**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih** :

**Enstitü Anabilim Dalı** : İstatistik Anabilim Dalı

**Tez Danışmanı** : Prof. Dr. Ufuk YOLCU  
**ORCID** : 0000-0002-5188-3136

**ARALIK 2020**

**GİRESUN**

**T.C  
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BULANIK ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ İLE GİRESUN İLİ MAKSİMUM  
SICAKLIK ÖNGÖRÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Yağmur BAŞ**

**Enstitü Anabilim Dalı : İstatistik Anabilim Dalı**

**Bu tez 22/12/2020 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.**

**Doç. Dr. Cem KOÇAK  
Jüri Başkanı**

**Prof. Dr. Erol EĞRİOĞLU  
Üye**

**Prof. Dr. Ufuk YOLCU  
Üye**

**Doç. Dr. Bahadır KOZ  
Enstitü Müdürü**

## BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Yağmur BAŞ

22/12/2020

## TEŐEKKÜR

Öncelikle bu alıőmanın oluőumunda en az benim kadar emeđi olan alıőmanın temel fikrinin oluőmasından olgunlaőmıő hale gelene kadar tüm aőamalarında bilgisini ve fikrini sunmada alabildiđine cömert davranan hibir an desteđini ve en önemlisi güvenini benden esirgemeyen sevgili hocam Prof. Dr. Ufuk YOLCU'ya sonsuz minnetlerimi sunarım.

Uzun ve yorucu yüksek lisans tezi sürecinde beni teővik ederek desteklerini hibir zaman esirgemeyen ve manevi olarak her zaman yanımda olan sevgili eőim Soner BAŐ'a teőekkür eder ve minnetlerimi sunarım.

Nihayet bugünlere gelmemde en büyük emeđi olan,bende en zor anlarımda desteđini ve en ihtiyacım olan sevgi ve hoőgörülerini esirgemeyen sevgili annem Keziban BİRYAN'a ve aileme en içten dileklerle teőekkürlerimi sunarım.

# İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR .....	I
İÇİNDEKİLER.....	II
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ .....	III
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	IV
TABLOLAR LİSTESİ.....	VI
ÖZET .....	VII
SUMMARY .....	VIII
BÖLÜM 1. GİRİŞ .....	1
BÖLÜM 2. GENEL BİLGİLER .....	6
2.1. Bulanık Mantık .....	6
2.2. Bulanık Küme İşlemleri.....	10
2.2.1. Bulanık Kesişim Kümesi.....	12
2.2.2. Bulanık Birleşim Kümesi .....	13
2.2.3. Bulanık Tümlleme Kümesi.....	15
2.3. Bulanık Sayılar .....	16
2.3.1. Aralık Analizi ve Alfa Kesimleri.....	19
2.3.2. Alfa Kesim Yöntemi .....	21
BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	25
3.1. Bulanık Zaman Serileri.....	25
3.2. Bulanık Zaman Serileri Tanımları.....	25
3.2.1. Song ve Chissom(1993) Yöntemi .....	25
3.3. Chen(1996)'in Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Çözüm Yöntemi .....	35
3.2.3. Huarng(2001)'in Ortalama ve Dağılıma Dayalı Yaklaşımları .....	41
3.2.5. Chen (2002)'nin Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi.....	44
3.2.6. Aladağ ve ark. (2009)'nın Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi.....	47
BÖLÜM 4. UYGULAMA .....	49
BÖLÜM 5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	71
KAYNAKLAR.....	73
ÖZGEÇMİŞ.....	77

## SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AAU	: Alt Aralık Uzunluğu
BCA	: Bulanık C-Ortalamalar
BKS	: Bulanık Küme Sayısı
BM	: Bulanık Mantık
GA	: Genetik Algoritma
GTB	: Gizli Tabaka Birimi
Max	: Maksimum
MD	: Model Derecesi
Min	: Minumum
US	: Uzman Sistemler
YSA	: Yapay Sinir Ağları
-	: Eksi İşareti
~	: Tilda
+	: Artı İşareti
<	: Küçük
=	: Eşittir İşareti
>	: Büyük
$\mu$	: Mü
x	: Çarpım işareti
$\Sigma$	: Toplam

## ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Klasik Küme İçin Sıcaklık Örneği .....	7
Şekil 2.2. Bulanık Küme için sıcaklık örneği.....	8
Şekil 2.3. Bulanık Kümelerde Örtüşüm .....	8
Şekil 2.4. Bulanık Kümelerde kesişim işlemi .....	12
Şekil 2.5. Bulanık kümelerde birleşme işlemi.....	14
Şekil 2.6. Bulanık kümelerde tümleme işlemi .....	15
Şekil 2.7. Üçgensel bulanık sayı.....	17
Şekil 2.8. Üçgensel bulanık sayı.....	18
Şekil 2.9. Yamuk bulanık sayı.....	19
Şekil 3.1. Aladağ ve ark. (2009)' nın kullandığı ileri beslemeli yapay sinir ağı mimarisi.....	48
Şekil 4.1. 2006-2017 yılı Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı zaman serisi .....	49
Şekil 4.2. Ocak 2016 gözlem ve öngörüler .....	60
Şekil 4.3. Şubat 2016 gözlem ve öngörüler .....	60
Şekil 4.4. Mart 2016 gözlem ve öngörüler .....	60
Şekil 4.5. Nisan 2016 gözlem ve öngörüler .....	61
Şekil 4.6. Mayıs 2016 gözlem ve öngörüler.....	61
Şekil 4.7. Haziran 2016 gözlem ve öngörüler .....	61
Şekil 4.8. Temmuz 2016 gözlem ve öngörüler.....	62
Şekil 4.9. Ağustos 2016 gözlem ve öngörüler.....	62
Şekil 4.10. Eylül 2016 gözlem ve öngörüler .....	62
Şekil 4.11. Ekim 2016 gözlem ve öngörüler .....	63
Şekil 4.12. Kasım 2016 gözlem ve öngörüler .....	63
Şekil 4.13. Aralık 2016 gözlem ve öngörüler .....	63
Şekil 4.14. Ocak 2017 gözlem ve öngörüler .....	64
Şekil 4.15. Şubat 2017 gözlem ve öngörüler.....	64
Şekil 4.16. Mart 2017 gözlem ve öngörüler .....	64
Şekil 4.17. Nisan 2017 gözlem ve öngörüler .....	65

Şekil 4.18. Mayıs 2017 gözlem ve öngörüler.....	65
Şekil 4.19.Haziran 2017 gözlem ve öngörüler .....	65
Şekil 4.20. Temmuz 2017 gözlem ve öngörüler.....	66
Şekil 4.21. Ağustos 2017 gözlem ve öngörüler.....	66
Şekil 4.22. Eylül 2017 gözlem ve öngörüler .....	66
Şekil 4.23.Şekil 4.23. Ekim 2017 gözlem ve öngörüler .....	67
Şekil 4.24.Kasım 2017 gözlem ve öngörüler .....	67
Şekil 4.25. Aralık 2017 gözlem ve öngörüler .....	67
Şekil 4.26. Kış-2016 gözlem ve öngörüler.....	68
Şekil 4.27.İlkbahar-2016 gözlem ve öngörüler .....	68
Şekil 4.28. Yaz-2016 gözlem ve öngörüler .....	68
Şekil 4.29. Sonbahar-2016 gözlem ve öngörüler .....	68
Şekil 4.30. Kış-2017 gözlem ve öngörüler.....	69
Şekil 4.31. İlkbahar-2017 gözlem ve öngörüler .....	69
Şekil 4.32. Yaz-2017 gözlem ve öngörüler.....	69
Şekil 4.33. Sonbahar-2017 gözlem ve öngörüler .....	69

## TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1. Alabama Üniversitesi kayıt verileri .....	26
Tablo 3.2. Alabama Üniversitesi Bulanık Kayıt Verileri.....	29
Tablo 3.3. Alabama Üniversitesi Bulanık Kayıt Verileri.....	30
Tablo 3.4. Bulanık ve Berrak Öngörüler.....	35
Tablo 3.5. Gözlemlerin elde edilen bulanık değerleri .....	38
Tablo 3.6. Bulanık ilişki tablosu.....	39
Tablo 3.7. Bulanık grup ilişki tablosu.....	39
Tablo 3.8. Elde edilen bulanık öngörü değerleri .....	40
Tablo 3.9. Durulaştırılmış öngörü değerleri.....	41
Tablo 3.10. Birinci dereceden farkların alınması (Huarng, 2001).....	42
Tablo 3.11. Baz eşleştirme tablosu .....	43
Tablo 4.1. Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı çözümleme detayları .....	51
Tablo 4.2. Birinci dereceden modellere ait öngörü performansları.....	53
Tablo 4.3. Yüksek dereceden modellere ait öngörü performansları (C02).....	54
Tablo 4.4. Yüksek dereceden modellere ait öngörü performansları (A09).....	55
Tablo 4.5. Modellere ait en iyi öngörü performansları.....	56

# BULANIK ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ İLE GİRESUN İLİ MAKSİMUM SICAKLIK ÖNGÖRÜSÜ

## ÖZET

Zaman serisi öngörüsü, birçok alanda karar vericiler için hayati önem taşıyan bir problemdir. Bu bakımdan, finans, çevre, doğa bilimleri, sağlık, mühendislik gibi birçok alanda yaygın bir biçimde çalışılmaktadır. Özellikle son birkaç on yılda gelişen bilgisayar teknolojisinin de desteği ile olasılıksal öngörü modeller olarak da anılan, klasik zaman serisi öngörü modellerinin yerini olasılıksal olmayan ve bulanık mantık ve hesaplama tabanlı modern zaman serisi öngörü modelleri almıştır. Bu modern zaman serisi öngörü modelleri içerisinde bulanık mantık tabanlı bulanık zaman serisi öngörü modelleri önemli bir yere sahiptir. Zaman serisi öngörü problemlerinde literatürde ortaya konan bulanık zaman serisi öngörü modelleri bir bütün halinde ele alındığında; bu çalışmalardan bazılarının bulanıklaştırma aşamasına, bazılarının bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve bazılarının da durulaştırma aşamasına katkıda bulunmak ve öngörü performansını ileri taşımak amacıyla ortaya atıldığı görülür. Ayrıca farklı bir bakış açısı ile; bazı modeller birinci dereceden bir öngörü modeli kullanırken, bazıları ise yüksek dereceli öngörü modelleri ile performansı geliştirmeyi amaçlamışlardır. Bu tez çalışmasında, 2006-2017 yıllarına ait günlük olarak kaydedilen Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin farklı bulanık zaman serisi öngörü modelleri ile öngörülerek sonuçların karşılaştırılması olarak değerlendirilmesi amaçlanmaktadır. Yukarıda bahsedilen iki bakış açısını da değerlendirmeye dahil edebilmek adına, çözümlemelerde, bulanık ilişkilerin belirlenmesi aşamasında matris operatörlerini, bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tablolarını ve ayrıca yapay sinir ağlarını kullanan yaklaşımlar kullanılarak bunların performansları ele alınmıştır. Bu yaklaşımların bazılarının birinci bazıları ise yüksek dereceden öngörü modellerini kullanması model derecesinin performans üzerindeki etkisinin de incelenmesine olanak sağlamıştır.

**Anahtar kelimeler:** Bulanık zaman serileri, maksimum hava sıcaklığı, öngörü, bulanık ilişkiler, model derecesi

# MAXIMUM TEMPERATURE FORECASTING IN GIRESUN BY USING FUZZY TIME SERIES METHODS

## SUMMARY

Time series forecasting is a critical problem for decision-makers in many fields. In this respect, it is widely studied in many fields such as finance, environment, natural sciences, health, engineering. Especially with the support of computer technology developed in the last few decades, the classical time series forecasting models, also known as probabilistic forecasting models, have been replaced by non-probabilistic models which are fuzzy logic-based and computational-based contemporary models. Among these modern time series forecasting models, fuzzy logic-based fuzzy time series forecasting models have an important place. When fuzzy time series forecasting models presented in the literature in time series forecasting problems are considered as a whole; Some of these studies appear to have been put forward to contribute to the fuzzification phase, some to identify fuzzy relationships, and some to contribute to the de-fuzzification phase and to advance forecasting performance. Also, with a different perspective; While some models use a first-order forecasting model, others aim to improve performance with high-order forecasting models. In this thesis, it is aimed to evaluate the results comparatively by forecasting the daily recorded maximum air temperature data of Giresun for the years 2006-2017 with different fuzzy time series forecasting models. In order to include the aforementioned two perspectives in the evaluation, first-order and high-order models using different approaches in the determination of fuzzy relationships have been used. Thus, the effects of both the model-order and the approaches used in determining fuzzy relations on performance were examined.

**Keywords:** Fuzzy time series, maximum air temperature, forecasting, fuzzy relationships, model order

## BÖLÜM 1. GİRİŞ

Bulanık zaman serileri son yıllarda giderek artan bir ilgiye sebep olmuştur. Bunun ana sebebi, gerçek hayattaki birçok zaman serisinin içerdiği belirsizlik ve klasik zaman serisi analizi yöntemlerinde olan katı varsayımlardır.

Gerçek hayat zaman serilerinin büyük çoğunluğu reel sayılarla temsil edilen gözlemlere sahip olmasına rağmen bu reel gözlemler çoğu durumda belirlenen zaman birimi için zaman serisini tam olarak temsil etmez. Örneğin sıcaklık zaman serisi bir gün için ortalama veya en düşük hava sıcaklığı reel gözleminden oluşturulabilir. Ancak ne ortalama değer ne de en düşük ya da en yüksek hava sıcaklığı değeri zaman birimi gün olduğu durum için bir günün sıcaklığını tam olarak temsil edemez. Bu durumda zaman serisinin gözlemlerinin bulanık kümelerle dönüştürülerek dilsel değerler ile gösterilmesi mümkündür. Gözlemler bulanık kümeler olan zaman serilerine bulanık zaman serileri adı verilmektedir. Bulanık zaman serilerinin çözümlenmesinde reel gözlemler ile çalışılmadığından klasik zaman serileri yaklaşımları kullanılmamaktadır. Bulanık zaman serilerinin kendine özgü çözüm yöntemleri içinde bulanık küme teorisi ve bazı yapay zekâ yöntemleri kullanılmaktadır.

Genellikle değeri gün içinde sürekli değişmeye uğrayan döviz kuru, borsa indeksi ve altın fiyatları gibi zaman serileri bulanık zaman serileri olarak ifade edilebilmektedir (Yolcu, 2011). Son yıllara ise bulanık zaman serisi kestirim (öngörü) yöntemlerine olan eğilim oldukça artan bir trende sahiptir.

Literatürde geliştirilmiş olan bulanık zaman serisi kestirim yöntemlerinin hemen hemen tümü, klasik zaman serisi analiz yöntemlerinin modellerine paralel olarak ortaya konulmuştur. Bu çalışmaların çoğu literatürde en sık kullanılan klasik zaman serisi modeli olan otoregresif (autoregressive-AR) yapıları içermektedir. Buna karşılık, Eğrioğlu ve ark. (2010), Uslu ve ark. (2010) ve Alpaslan ve ark.

(2011) tarafından ortaya konan az sayıda çalışmada ise yine klasik zaman serisi analiz modellerinden hareketli ortalama (moving average-MA) ve otoregresif hareketli ortalama (auto regressive moving average-ARMA) modellerini temel alan yapıya sahip yaklaşımlar ortaya koyulmuştur.

Bulanık zaman serisi kavramı ilk olarak Song ve Chissom (1993a) tarafından ortaya atılmış ve bu kavram ve analiz yaklaşımları Zadeh (1967) tarafından ortaya atılan bulanık küme teorisine dayandırılmıştır. Bulanık zaman serisi analiz yöntemleri temel olarak üç aşamadan oluşmaktadır. Bunlar; bulanıklaştırma, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve durulaştırma aşamalarıdır. Bulanıklaştırma aşamasında reel olarak gözlemlenmiş bulanık zaman serilerinin farklı yöntemler ile gözlemleri bulanık kümeler ya da dilsel değişkenler olan bulanık zaman serilerine dönüştürülmeli işlemi gerçekleştirilir. Bulanık ilişkilerin belirlenmesi aşaması ise bulanık zaman serilerinin gözlemleri arasında kronolojik olarak ortaya çıkan ilişkilerin modellendiği süreci kapsar. Durulaştırma aşaması ise bulanık ilişkilerin belirlenmesi ile kestirim yaklaşımının çıktısı olarak elde edilmiş bulanık öngörülerin, uygulamacı ve alan gereksinimleri doğrultusunda yorumlanabilir ve kıyaslanabilir olması bakımından, reel öngörülere dönüştürülmesi işlemi içerir. Literatürde bu üç aşamaya ilişkin farklı yaklaşımlar ortaya konmuş ve böylece bulanık zaman serisi öngörü modellerinin performansını iyileştirilmesi amaçlanmıştır.

Bulanık zaman serisi öngörü yaklaşımlarının ilk aşaması olan bulanıklaştırma aşamasının, yöntemin öngörü performansı üzerinde oldukça etkin bir role sahip olduğu ve bu bakımdan kritik kararlar içerdiği, tıpkı diğer aşamalar için söylenebileceği gibi, söylenebilir. Literatürde ortaya konan ilk çalışmalarda, evrensel küme parçalanması ve buna bağlı olarak alt aralıkların belirlenmesi subjektif yargılarla olurdu. Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994) ve Chen (1996, 2002) evrensel küme parçalanmasını oluşturan alt aralıkların uzunluklarını subjektif olarak eşit bir şekilde belirlemişlerdir. Huarng (2001) evrensel küme parçalanmasını oluşturan eşit uzunluğa sahip alt aralıkların belirlenmesinde, subjektif kararların yerini alan, ortalamaya ve dağılıma dayalı iki yaklaşım ortaya koymuştur. Eğrioglu ve ark. (2010, 2011) alt aralık uzunluklarının optimizasyona dayalı yaklaşımlarla belirlendiği bulanık zaman serisi öngörü modelleri önermişlerdir.

Huarng ve Yu (2006) evrensel küme parçalanmasını oluşturan alt aralıkların uzunluklarının sabit olmamasının öngörü performansını olumlu etkileyebileceği fikrinden hareketle, eşit olmayan alt aralık uzunluklarını belirlemede orana dayalı bir yaklaşım önermişlerdir. Yolcu ve ark. (2009) ise oranın optimizasyonu ile eşit olmayan alt aralık uzunluklarını belirlemişlerdir. Ayrıca, Kuove ark. (2009,2010), Davari ve ark. (2009) Park ve ark. (2010) Hsuve ark. (2010), Chen ve Chung (2006), Lee ve ark. (2007, 2008) evrensel küme parçalanması için farklı sezgisel algoritmaları kullanarak yöntemlerinin performansını ileri taşımayı amaçlamışlardır. Chen (2014) ise entropiye dayalı yaklaşımları kullanarak alt aralık uzunluklarını belirlemişlerdir. Wang ve ark. (2014) ise aynı amaçla kronolojik bilgileri kullanmayı tercih etmiştir. Cai ve ark. (2015) uygun evrensel küme parçalanması için alt aralıkları belirlemede karınca koloni algoritmasını kullanmıştır. Lu ve ark. (2015) ise aynı amaçla tanecik bilgisinden yararlanmıştır. Bu çalışmaların yanı sıra, Cheng ve ark. (2008) Li ve ark. (2008), Aladag ve ark. (2012), Alpaslan ve ark. (2012), Egrioglu (2012), Egrioglu ve ark. (2013) and Sun ve ark. (2015) tarafından bulanıklaştırma aşamasında, bulanık C- ortalamalar (BCA) kümeleme yöntemine dayalı farklı yaklaşımların kullanıldığı çalışmalar da ortaya konmuştur. Ayrıca, farklı kümeleme yöntemlerinin yine bu aşamada kullanıldığı yaklaşımlar Askarive ark. (2015), Askari ve Montazerin (2014), Wang ve Liu (2015) ve Cheng ve ark. (2016) tarafından önerilmiştir.

Bulanık zaman serisi öngörü modellerinin ikinci temel aşaması bulanık ilişkilerin belirlendiği aşamadır ve bu aşamada kullanılan araç, yöntem ve yaklaşımlar da öngörü performansı üzerinde oldukça önemli bir etkiye sahiptir. Song ve Chissom (1993a,b,1994), bulanık ilişkileri belirlemede, bulanık mantık matris işlemlerini kullanırken, Sullivan ve Woodall (1994) markov zinciri geçiş matrislerini kullanmışlardır. Chen (1996) ise karmaşık matris işlemleri yerine bulanık mantık grup ilişki tablolarını kullandığı bir yaklaşım önermiştir. Uslu ve ark. (2014) ise bulanık ilişkilerin tekrar sayılarının dikkate alındığı bir öngörü modeli ortaya koymuşlardır. Huarng ve Yu (2006) birinci dereceden, Aladağ ve ark. (2009) ise yüksek dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelinde bulanık ilişkilerin belirlenmesinde yapay sinir ağlarını (YSA) kullanımını önermişlerdir. Bu

çalışmaların yanı sıra, Eğrioğlu ve ark. (2009a,b) ve Aladag ve ark. (2010), bulanık ilişkilerin YSA ile belirlendiği farklı yaklaşımlar ortaya koymuşlardır. Ayrıca, Aladag (2013) gizli tabaka birim sayısının belirlenmesine ihtiyaç duymayan tek çarpımsal sinir hücresine sahip bir YSA ile bulanık ilişkileri belirlemiştir. Bu çalışmaların hemen hepsi bulanık ilişkilerin belirlenmesinde zaman serilerinin gözlemlerini oluşturan bulanık kümelerin küme indisleri kullanılmaktadır. Bulanık ilişkilerin belirlenmesinde bulanık küme bileşenlerinden olan üyelik değerlerinin kullanımının öngörü modellerinin performansını olumlu etkileyeceği düşüncesinden hareketle, Yu ve Huarng (2008, 2010), Alpaslan ve Cagcag (2012), Alpaslan ve ark. (2012) ve Yolcu ve ark. (2013) üyelik değerlerini bulanık ilişkilerin belirlenmesinde kullandıkları öngörü modelleri ortaya koymuşlardır. Ayrıca Bas ve ark. (2015) bir ağ yapılı bulanık zaman serisi öngörü modeli ortaya koymuşlardır.

Bulanık zaman serisi öngörü modellerinin son aşaması olan bulanık öngörülerinin durulaştırılmasında, Chen (1996), Huarng (2001a) ve Huarng and Yu (2006), diğer birçok araştırmacının ortaya koydukları yaklaşımlarında kullandıkları, merkezileştirme yöntemini kullanmışlardır. Bu aşamada, Song ve Chissom (1994) YSA'nı bir durulaştırma aracı olarak kullanmışlardır. Ayrıca Cheng ve ark. (2006) ve Aladag ve ark. (2010) ise adaptif (uyumlu) beklentiler olarak anılan bir yaklaşımdan yararlanmışlardır.

Zaman serisi öngörü problemlerinde literatürde ortaya konan bulanık zaman serisi öngörü modelleri bir bütün halinde ele alındığında; bu çalışmalardan bazılarının bulanıklaştırma aşamasına, bazılarının bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve bazılarının da durulaştırma aşamasına katkıda bulunmak ve öngörü performansını ileri taşımak amacıyla ortaya atıldığı görülür. Ayrıca farklı bir bakış açısı ile bazı modeller birinci dereceden bir öngörü modeli kullanırken, bazıları ise yüksek dereceli öngörü modelleri ile performansı geliştirmeyi amaçlamışlardır.

Bu tez çalışmasında, 2006-2017 yıllarına ait günlük olarak kaydedilen Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin farklı bulanık zaman serisi öngörü modelleri ile öngörülerek karşılaştırmalı olarak karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Yukarıda bahsedilen iki bakış açısını da değerlendirmeye dahil edebilmek adına,

özömlerlerde, bulanık ilişkilerin belirlenmesi aşamasında matris operatörlerinin, bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tablolarını ve ayrıca yapay sinir ağlarını kullanan yaklaşımlar kullanılarak bunların performansları ele alınmıştır. Bu yaklaşımların bazılarının birinci bazıları ise yüksek dereceden öngörü modellerini kullanması model derecesinin performans üzerindeki etkisinin de incelenmesine olanak sağlamıştır.

Tezin ikinci bölümünde bulanık mantık, bulanık aritmetik işlemleri ve bulanık kümeleri kapsayan genel bilgilerden bahsedilmiş, üçüncü bölümde ise bulanık zaman serisi temel tanım ve kavramlarının yanı sıra farklı özellikler içeren ve bu tez kapsamında çözümlerlerde kullanılan bulanık zaman serisi yaklaşımları tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde 2006-2017 yılları arasında günlük olarak gözlenen Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin belirlenen bulanık zaman serisi öngörü modelleri ile çözümlenmesi gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuç ve bulgular özet tablo ve grafikler yardımıyla ele alınmıştır. Son olarak, beşinci bölümde elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

## BÖLÜM 2. GENEL BİLGİLER

### 2.1. Bulanık Mantık

Bilgisayarlar son derece karışık sayısal işlemleri hemen çözümleyebilmesine rağmen, algılarla ve tecrübelerle edinilmiş bilgileri kullanma konusunda önemli ölçüde yetersizdir. Bunun yanı sıra, dünyanın en komplike makinesi olarak örnek gösterilen insan beyni matematiksel işlemi birkaç dakikalık zaman diliminde çözebilirken, algılamaya yönelik olayları kısa bir zaman diliminde gerçekleştirebilir. İnsan beynini daha donanımlı kılan temel faktör, sinirsel algılayıcılar aracılığıyla elde edilen bilgileri yapısında kullanmasıdır. Matematiksel olarak çözülemeyen problemler sezgi yoluyla bilgisayarlar tarafından çözülmektedir. Bilgisayarlar yardımıyla zeka üreten çalışmalara Yapay Zeka Çalışmaları denir. Son zamanlarda büyük uygulama alanı bulan yapay zekâ alt dalları Uzman Sistemler (US), Bulanık Mantık (BM), Genetik Algoritma (GA) ve Yapay Sinir Ağları (YSA)'dır.

Yapay zekanın bir parçası olan bulanık mantık yaklaşımı 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Zadeh (1965), insan düşüncelerinin çoğunun kesin olmadığını ileri sürmüştür. Her şeyin matematiksel anlamda 0 ile 1 arasında değiştiğini tespit edip ortaya atmıştır.

Zadeh (1965), bulanık mantığın temel özelliklerini şu şekilde ifade etmiştir;

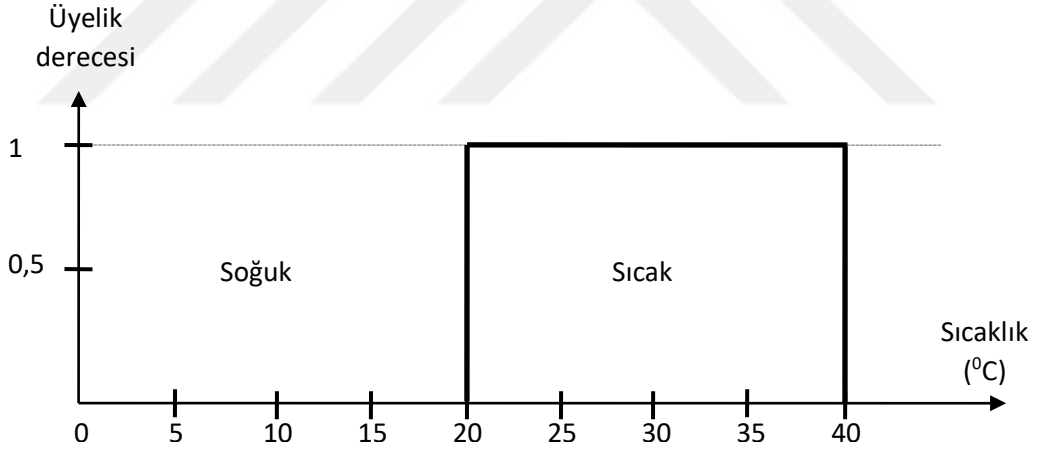
- a. Bulanık mantıkta, kesin değerlere dayanan düşünme yerine, yaklaşık düşünme kullanılır.
- b. Bulanık mantıkta her şey  $[0,1]$  aralığında belli bir derece ile gösterilir.
- c. Bulanık mantıkta bilgi büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir.
- d. Bulanık mantık çıkarım işlemi dilsel ifadeler arasında tanımlanan kurallar ile yapılır.
- e. Her mantıksal sistem bulanık olarak ifade edilebilir.

- f. Bulanık mantık matematiksel modeli çok zor elde edilen sistemler için çok uygundur.

### 2.1.1. Bulanık Küme Kuramı

Bulanık küme kavramı klasik kümenin uzantısıdır. Klasik kümede bir eleman kümenin ya içindedir ya da dışındadır. Bulanık kümelerde ise bir eleman 0 ile 1 arasındaki herhangi bir üyeliklerine sahiptir. Klasik küme 1:Üye olmayı 0:Üye olmamayı, bulanık küme, 1:Tam olarak üye olma 0-1:Üye olma derecesi 0:Tam olarak üye olmama.

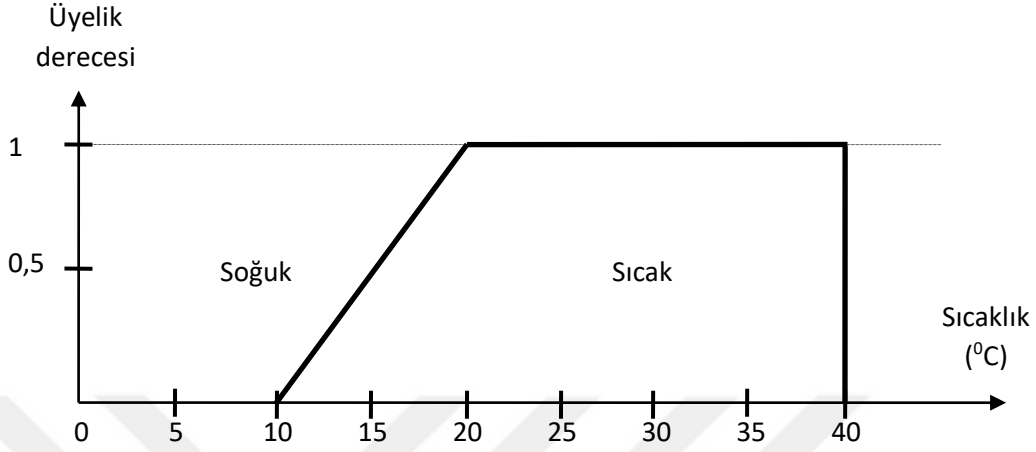
İnsan davranışlarını taklit eden bulanık mantığa örnek verecek olursak; bir kişi elini sıcak suya koyarsa o suyun sıcaklığını kesin olarak bilemez, fakat çok sıcak, az sıcak, çok soğuk, az soğuk gibi dilsel öğeler kullanır (Elmas,2003).



Şekil 2.1. Klasik Küme İçin Sıcaklık Örneği

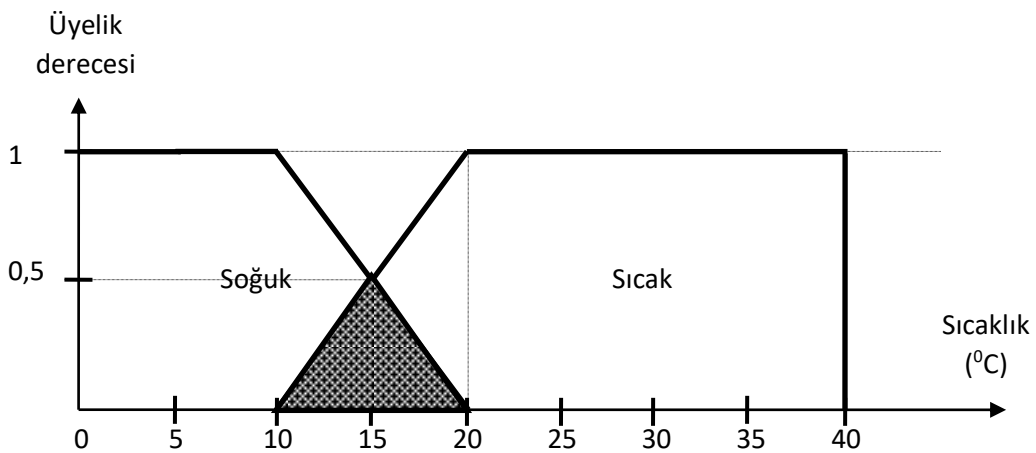
Klasik kümelere verilen örnekte, Şekil 2.1. incelendiğinde, sıcaklığın 20 °C'nin aşağısında olmasının soğuk tarafına, yukarısında olmasının sıcak tarafına geldiği görülmektedir. Buna bağlı olarak 19,5 °C sıcak olarak nitelendiremeyiz. Reel hayatta bunlar net sınırlarla ifade edilemez. Bulanık kümelere örnek olarak, Şekil 2.2. incelendiğinde, 10-40 °C arasındaki değerler, sıcak kümesine üye olmalarına karşın, 20-40 °C arasındaki sıcaklık değerleri, 1 üyelik değerine sahipken, 10-20 °C

arasındaki sıcaklık deęerleri 0 ile 1 arasında deęişen üyelik derecelerine sahip olacaktır. Örneęin 11 °C az sıcak, 15 °C ise biraz sıcak olarak deęerlendirilebilir.



Şekil 2.2. Bulanık Küme için sıcaklık örneęi

20 °C'yi oda sıcaklığı kabul ederek soğuk bulanık kümesi oluşturulmak istendiğinde elde edilen Şekil 2.3. incelenir ise, 10-20 °C arasındaki deęerlerin deęişen üyelik dereceleriyle hem sıcak hem de soğuk bulanık kümesine ait oldukları ve dolayısıyla 15 °C deęerinin de 0,5 üyelik derecesi ile hem sıcak hem de soğuk bulanık kümesine ait olduęu görülür. Şekilde taralı olarak gösterilen alan ilgili bulanık kümelerin kesişim bölgesidir ve bulanık kümelerin örtüşümü olarak isimlendirilir.



Şekil 2.3. Bulanık Kümelerde Örtüşüm

Bulanık kümeler kuramını gerektiğince anlayabilmek için, bulanık kümeler, bulanık sayılar, genişleme prensibi, alfa ( $\alpha$ ) kesim ve aralık aritmetiği gibi bulanık kümeler kuramına temel oluşturacak, kavramlar tanımlanmalıdır.

### 2.1.1.1. Bulanık Kümeler ve Üyelik Fonksiyonu

Nesneler hakkındaki bilgiyi düzenlemeye özetlemeye ve genelleştirmeye yöneldiğimizde çoğu zaman küme kavramını kullanır. Ele alınan herhangi bir konuya ilişkin bilgi, küme terimiyle sistematik olarak bir araya toplanır. İyi tanımlı nesneler topluluğuna veya sınıfına küme, bir kümeyi oluşturan nesnelerin her birine kümenin elemanları ve üzerinde çalıştığımız kümelerin her birini alt küme olarak kabul eden en geniş kümeye evrensel küme denir.

Geleneksel bir kümenin elemanları, mantıkta yer alan ikiye bölme kuralına (1 veya 0, doğru veya yanlış) dayanarak belirlenir. Geleneksel kümeleri listeleme ortak özellik belirleme ve üyelik fonksiyonu yöntemleri ile gösterebiliriz. Örneğin A kümesi kış mevsimi aylarından oluşsun.

$$A = \{ \text{Aralık, Ocak, Şubat} \}$$

$$A = \{ x \in U \mid x = ay \text{ ve } x = 1, 2 \}$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1; & \text{eğer } x \in A \text{ ise} \\ 0; & \text{eğer } x \notin A \text{ ise} \end{cases}$$

Burada evrensel küme  $U = \{ 1 \leq x \leq 12 \}$  olarak tanımlanır.

Bulanık bir küme, bir nesne ve bu nesnenin ilgili kümeye üyelik derecesini gösteren sıralı çiftlerle ifade edilebilir (Zimmermann 1993).

$$\tilde{A} = (x, \mu_{\tilde{A}}(x)), \forall x \in U \quad (2.1)$$

Burada her bir  $(x, \mu_{\tilde{A}}(x))$  çiftine bir “bulanık teklik” adı verilir. Bunun yanında bir bulanık teklik,

$$\mu_{\tilde{A}}(x)/x \quad (2.2)$$

şeklinde de tanımlanabilir (Tsoukalas ve Uhrig, 1997). Bulanık kümelerde, üyelik derecesi 0 olan bulanık teklikler genellikle gösterilmez. Bu durumda evrensel küme sonlu olduğunda bir bulanık küme (2.3) ifadesi ile verilebilir.

$$\tilde{A} = \sum_1^n \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_i)}{x_i} = \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_n)}{x_n} \quad (2.3)$$

Evrensel kümenin sonsuz olması durumunda ise bulanık küme (2.4) ifadesi ile verilir.

$$\tilde{A} = \int \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_i)}{x_i}, \quad \forall x_i \in U \quad (2.4)$$

Yukarıda verilen tüm ifadelerde kullanılan,  $\sum$ ,  $\int$ ,  $/$  ve  $+$  işaretleri cebirsel anlamda sırasıyla toplam, integral alma, bölme ve toplama işlemlerini göstermez.  $\sum$  ve  $\int$  işaretleri, bulanık tekliklerin sırasıyla kesikli ve sürekli evrenlerde bir araya getirilmesini ifade ederken,  $/$  simgesi, matematiksel olarak  $(x, \mu_{\tilde{A}}(x))$  tekliğini ifade etmek için kullanılan bir ayraçtır.  $+$  işareti ise, bulanık tekliklerin birleşimini ifade eder.

## 2.2. Bulanık Küme İşlemleri

$[0,1] \times [0,1]$  eşleşmesi  $\tilde{A}$  ve  $\tilde{B}$  kümelerine ilişkin üyelik fonksiyonlarını,  $\tilde{A} \cap \tilde{B}$  kesişim kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren  $t$  eşleşmesi,  $\tilde{A} \cup \tilde{B}$  birleşim kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren  $s$ -eşleşmesi ve  $\overline{\tilde{A}}$  tümleyen kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren  $c$ -eşleşmesi olarak adlandırılır ve aşağıdaki biçimde ifade edilir (Butnariu ve Klement, 1992).

$$\begin{cases} t(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) = \mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) \\ s(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) = \mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) \\ c(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) = \mu_{\overline{\tilde{A}}}(x) \end{cases} \quad (2.5)$$

Bulanık küme işlemleri, (2.5)' de verilen eşleşme kurallarına göre yapılır.  $t$ ,  $s$  ve  $c$  eşleşmelerinin kesişim, birleşim ve tümleyen kümeleri olarak kabul edilebilmesi için  $t$ ,  $s$  ve  $c$  eşleşmelerinin her biri için farklı tanımlara sahip olabilen 4 koşulun sağlanması gereklidir. Bunlar;

- a. Sınır koşulu
- b. Değişme koşulu
- c. Artan olmama koşulu
- d. Birleşme koşulu (Bulanık tümleyen işleminde bu koşul olmayıp, dördüncü koşul olarak Çift değilleme koşulu tanımlanmıştır.)

olarak adlandırılırlar (Dubois ve Prade, 1980; Kaprycz, 1997; Klir ve Folger, 1998). Bulanık kümelerde kesişim, birleşim ve tümleyen işlemlerinin yapılabilmesi için öncelikle bu 4 koşulun sağlanması gereklidir. Geleneksel kümelerde kesişim, birleşim ve tümleme şeklinde 3 temel işlem vardır. A ve B ile gösterilen geleneksel kümelerin aynı evrensel kümede olduğunu kabul edelim. A ve B kümelerine göre kesişim, birleşim ve tümleme işlemleri aşağıda verildiği gibi tanımlanabilir.

$$\text{Kesişim: } A \cap B = \{x | x \in A \text{ ve } x \in B, x \in U\}$$

$$\text{Birleşim: } A \cup B = \{x | x \in A \text{ veya } x \in B, x \in U\}$$

$$\text{Tümleme: } \bar{A} = \{x | x \in U \text{ ve } x \notin A\}$$

Bulanık küme işlemlerinde yapılacak bir eşleşmenin seçimi incelenen problemin yapısına bağlıdır. Bulanık kesişim kümesi için seçilebilecek farklı  $t$  eşleşmeleri ve bulanık birleşim kümesi için seçilebilecek farklı  $s$ -eşleşmeleri aşağıda verildiği gibidir (Ovchinnikov, 1987; Klir ve Yuan, 1995; Li ve Yen, 1995).

- a. Cebirsel çarpım  $t$  eşleşmesi – Cebirsel toplam  $s$ -eşleşmesi
- b. Sınırlı çarpım  $t$  eşleşmesi – Sınırlı toplam  $s$ -eşleşmesi
- c. Drastik çarpım  $t$  eşleşmesi – Drastik toplam  $s$ -eşleşmesi
- d. Minimum  $t$  eşleşmesi – Maksimum  $s$ -eşleşmesi
- e. Einstein çarpımı  $t$  eşleşmesi – Einstein toplamı  $s$ -eşleşmesi

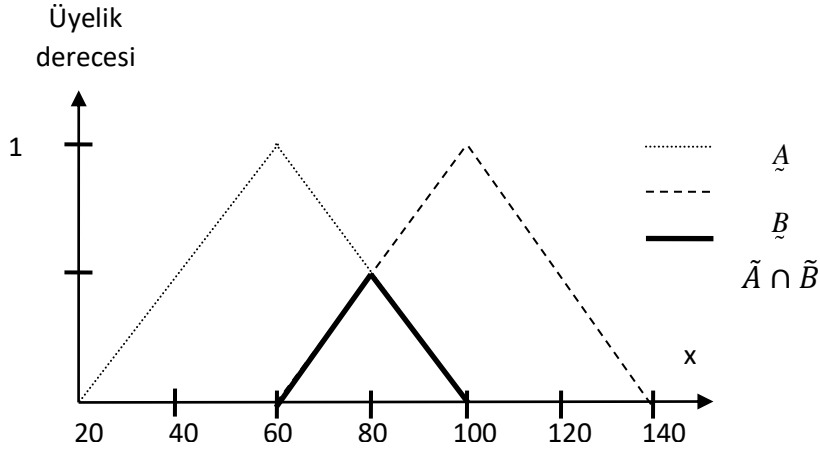
- f. Yager sınıfı  $t$ -eşleşmeleri – Yager sınıfı  $s$ -eşleşmeleri
- g. Hamachersınıfı-eşleşmeleri – Hamacher sınıfı  $s$ -eşleşmeleri
- h. Frank sınıfı  $t$ -eşleşmeleri – Frank sınıfı  $s$ -eşleşmeleri
- i. Dombi sınıfı  $t$ -eşleşmeleri – Dombi sınıfı  $s$ -eşleşmeleri
- j. Dubois-Prade sınıfı  $t$ -eşleşmeleri -Dubois-Prade sınıfı  $s$ -eşleşmeleri

### 2.2.1. Bulanık Kesişim Kümesi

Bulanık kesişim kümesini bulmamızı sağlayan yukarıda sıralanan 10 farklı  $t$  eşleşmesinden minimum  $t$  eşleşmesi en basit ve yaygın olarak kullanılan eşleşmedir. Minimum  $t$  eşleşmesine göre,  $\tilde{A} \cap \tilde{B}$  kümesinin üyelik fonksiyonu aşağıdaki biçimde tanımlanır (Klir ve Yuan, 1995).

$$\mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) = \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (2.6)$$

(2.6)'daki üyelik fonksiyonu tanımına göre elde edilen  $\tilde{A} \cap \tilde{B}$  kümesinin geometrik olarak ifadesi Şekil 2.4'de görülmektedir (Elmas,2007).



Şekil 2.4. Bulanık Kümelerde kesişim işlemi

E evrensel kümesinde tanımlanan A ve B gibi iki bulanık kümenin kesişimi üyelik fonksiyonları  $\mu_A(x)$  ve  $\mu_B(x)$  işlemleriyle minimum işlemleriyle tanımlanır.

$\mu_{A \cap B}(x) = \text{minimum}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad \forall x \in E$  veya  $\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$  şeklinde ifade edilir. Standart bir bulanık kesişim işleminin güvenilir olabilmesi için birtakım özelliklere sahip olması gerekir.

$A \cap B$ , A ve B bulanık kümelerinin kesişimini göstermek üzere fonksiyon olarak k ile temsil edildiğinde üyelik derecesinin değeri

$$k: [0,1] \rightarrow [0,1]$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = k[\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

Anlamli bir kesişim işleminin için k fonksiyonunun  $\forall \mu_0, \mu_1, \mu_2 \in [0,1]$  olmak üzere şu gereksinimleri sağlaması gerekir.

$$K1: \quad k(\mu_0, 1) = \mu_0$$

$$K2: \quad \mu_1 \leq \mu_2 \implies k(\mu_0, \mu_1) \leq k(\mu_0, \mu_2)$$

$$K3: \quad k(\mu_1, \mu_2) = k(\mu_2, \mu_1)$$

$$K4: \quad k[(\mu_0, k), (\mu_1, \mu_2)] = k[k(\mu_0, \mu_1), \mu_2]$$

$$K5: \text{fonksiyonu } \mu_{A \cup B}(x) = u[\mu_A(x), \mu_B(x)]$$

şeklinde ifade edilir. U fonksiyonunun anlamli bir birleşim olmasını gerektiren bazı özellikler  $\mu_0, \mu_1, \mu_2 \in [0,1]$  olmak üzere sürekli bir fonksiyondur.

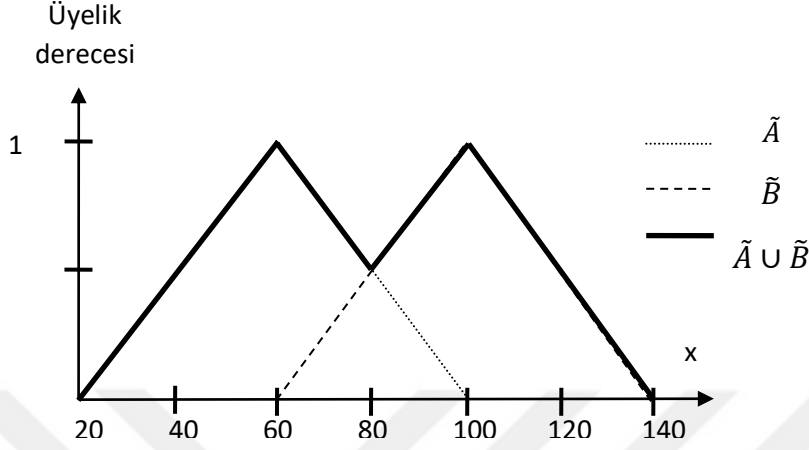
$$K6: \quad \mu_1 < \mu_2 \text{ ve } \mu_3 < \mu_4 \implies k(\mu_1, \mu_3) < k(\mu_2, \mu_4)$$

### 2.2.2. Bulanık Birleşim Kümesi

Bulanık birleşim kümesini bulmamızı sağlayan yukarıda sıralanan 10 farklı s eşleşmesinden maksimum s-eşleşmesi en basit ve yaygın olarak kullanılan eşleşmedir. Maksimum s-eşleşmesine göre,  $\tilde{A} \cup \tilde{B}$  kümesinin üyelik fonksiyonu aşağıdaki biçimde tanımlanır (Klir ve Yuan, 1995).

$$\mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) = \max(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) \quad (2.7)$$

(2.7)'deki üyelik fonksiyonu tanımına göre elde edilen  $\tilde{A} \cup \tilde{B}$  kümesinin geometrik olarak ifadesi Şekil 2.3.'de görülmektedir (Elmas,2007).



Şekil 2.5. Bulanık kümelerde birleşme işlemi

E evrensel kümesinde tanımlanan A ve B gibi iki bulanık kümenin birleşimi  $\mu_A(x)$  ve  $\mu_B(x)$  olmak üzere  $\mu_{A \cup B}(x) = \text{maksimum}[\mu_A(x), \mu_B(x)] \forall x \in E$  şeklindedir.

Bulanık birleşim işlemlerinde genel bulanık birleşimler t-conorm ve s-norm işlemcileri ile tanımlanır.

İki bulanık küme olan A ve B'nin birleşim AUB fonksiyonel olarak u ile temsil edildiğinde üyelik derecesi

$$u: [0,1] \rightarrow [0,1]$$

$$U1: u(\mu_0, 0) = \mu_0$$

$$U2: \mu_1 \leq \mu_2 \rightarrow u(\mu_0, \mu_1) \leq u(\mu_0, \mu_2)$$

$$U3: u(\mu_1, \mu_2) = u(\mu_2, \mu_1)$$

$$U4: U[\mu_0, U(\mu_1, \mu_2)] = U[U(\mu_0, \mu_2)]$$

U5=U sürekli bir fonksiyondur.

$$U6: \mu_1 < \mu_2 \text{ ve } \mu_3 < \mu_4 \rightarrow U(\mu_1, \mu_3) < U(\mu_2, \mu_4)$$

### 2.2.3. Bulanık Tümlene Kümesi

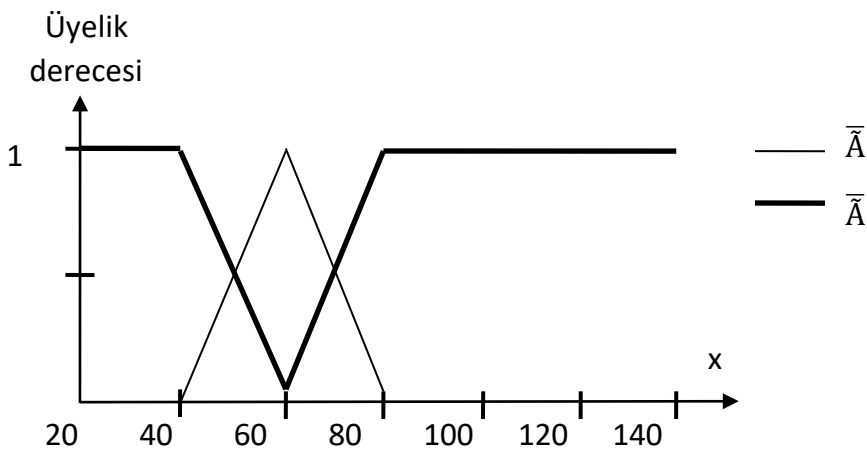
Bulanık tümlenen kümesi için seçilebilecek farklı eşleşmelerine göre literatürde yaygın olarak kullanılan tümlenen işlemleri ise aşağıda verildiği gibidir (Özkan, 2003).

- Değilleme tümlenyeni
- Sugeno sınıfı tümlenyeni( $\lambda$ -tümlenyeni)
- Yager sınıfı tümlenyeni ( $w$ -tümlenyeni)

Bulanık tümlenen kümesini bulmamızı sağlayan yukarıda sıralanan 3 farklı tümlenen işlemi tanımlarından değilleme tümlenyeni en basit ve yaygın olarak kullanılan tümlenen işlemdir. Değilleme tümlenyeni tanımına göre ve  $\bar{A}$  kümesinin üyelik fonksiyonu aşağıdaki biçimde tanımlanır (Klir ve Yuan, 1995).

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.8)$$

(2.8)'deki üyelik fonksiyonu tanımına göre elde edilen  $\bar{A}$  kümesinin geometrik olarak ifadesi Şekil 2.4.'de görülmektedir (Elmas, 2007).



Şekil 2.6. Bulanık kümelerde tümlene işlemi

Bir  $A \subseteq E$  üyelik fonksiyonu  $\mu_A(x)$  olacaktır. A için tanımlanacak olan tümlenen üyelik fonksiyonu;

$$\mu_A(x)=1-\mu_A(x), \forall x \in E$$

Söz konusu işlem klasik kümelerdeki tümleyen işleminden ayıran birtakım özellikleri vardır. Yapılacak olan tümleme işlemi  $t$  ile ifade edilirse;

$T:[0,1] \rightarrow [0,1]$  olur ve

$\mu_A(x)=t[\mu_A(x)]$  ile gösterilir.  $T$  fonksiyonunun anlamlı bir şekilde ifade edilebilmesi için bazı özelliklere sahip olması gerekir.

$$T1:t(0)=1 \text{ ve } t(1)=0$$

$$T2:\mu_1 \leq \mu_2 \rightarrow t(\mu_1) \geq t(\mu_2)$$

T3:  $t$  sürekli bir fonksiyondur.

$$T4:[t(m)]=\mu$$

### 2.3. Bulanık Sayılar

Bulanık kümelerdeki kesişim, birleşim,  $\alpha$ - kesimi, bileşenlerine ayırma ve genişleme kuralları bulanık sayılarda da geçerlidir. Bulanık kümelerin alt kümesi bulanık sayılardır. Bu nedenle bulanık sayılar bulanık kümelerin altındaki özel kümedir. Her bulanık sayı bulanık bir küme olmasına rağmen, her bulanık küme bulanık sayı değildir. Bulanık kümelerin bulanık sayı olabilmesi, aşağıdaki özelliklerin gerçekleşmesi gerekir.

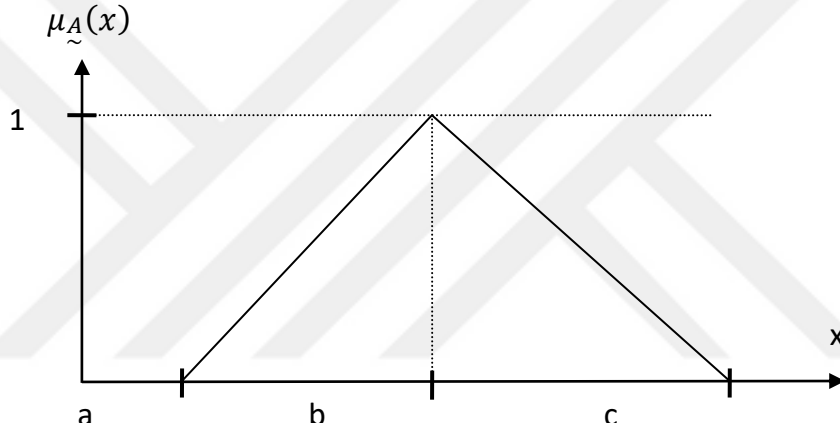
- Bulanık küme normal bir bulanık küme olmalıdır.
- Bulanık küme, dış bükey bir bulanık küme olmalıdır.
- Bulanık kümenin destek kümesi sınırlı olmalıdır.
- Bulanık kümenin her bir  $\alpha$ -kesimi, gerçel sayı doğrusunun kapalı bir aralığında tanımlı olmalıdır.

Bulanık sayıların üçgensel, çan biçimli ve eğrisel gibi birçok türü bulunmaktadır. Üçgensel ve yamuksal bulanık sayılar uygulamalarda sıklıkla kullanılır. Gerçek

sayılarda tanımlı üçgensel üyelik bulanık sayının üyelik fonksiyonu aşağıdaki şekildedir (Pedryca ve Gomide, 1998).

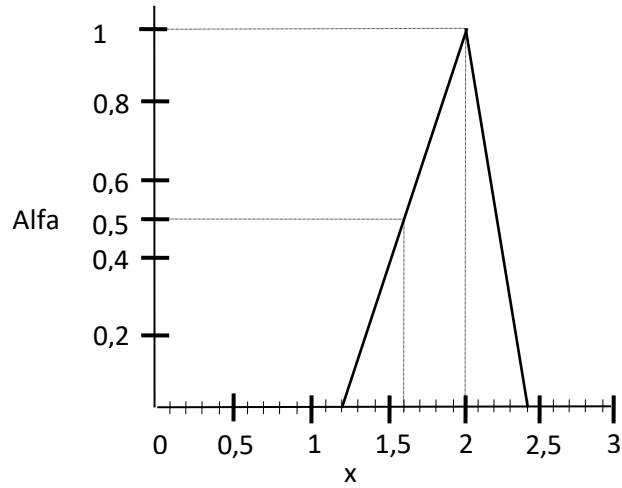
$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x; a, b, c) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & ; b \leq x \leq c \\ 0 & ; x \geq c \text{ veya } x \leq a \end{cases} \quad (2.9)$$

(2.9)'daki fonksiyonu olarak tanımlanan üçgensel bulanık sayı Şekil 2.5'de görülmektedir.



Şekil 2.7. Üçgensel bulanık sayı

Burada,  $b$  parametresi üyelik derecesinin 1'e eşit olduğu noktayı verir.  $a$  ve  $c$  parametreleri ise, üçgensel bulanık bir sayının kanat açıklıklarını veya üyelik derecesinin sıfır olduğu noktaları gösterir.  $a = 1,2$ ,  $b = 2$  ve  $c = 2,4$  olduğu durumda üçgensel bir bulanık sayı Şekil 2.6'da verildiği gibi olacaktır.

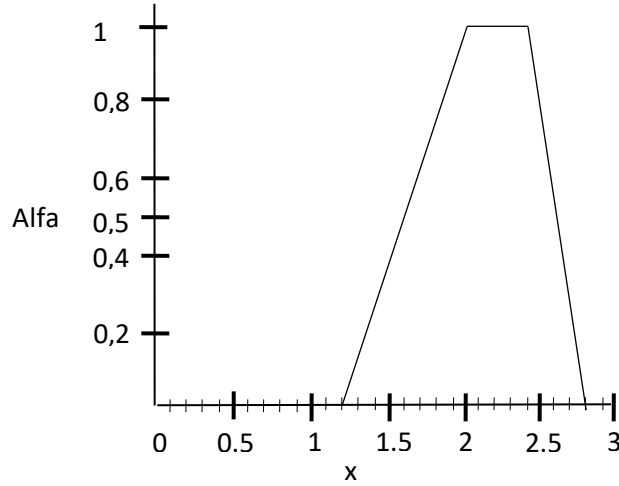


Şekil 2.8. Üçgensel bulanık sayı

Gerçel sayı doğrusunda tanımlı olan yamuk bir bulanık sayı ise (2.17)'de verildiği gibi ifade edilir (Wang, 1997).

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x; e, f, g, h) = \begin{cases} \frac{x-e}{f-e} & ; e \leq x \leq f \\ 1 & ; f \leq x \leq g \\ \frac{h-x}{h-g} & ; g \leq x \leq h \\ 0 & ; x \geq h \cup x \leq e \end{cases} \quad (2.10)$$

Burada,  $e$  ve  $h$  parametreleri yamuksal bir bulanık sayının kanat açıklıklarını ya da üyelik derecesinin sıfır olduğu elemanları,  $f$  ve  $g$  parametreleri ise, bulanık sayının kernel kümesini gösterir.  $e = 1,2$  ,  $f = 2$  ,  $g = 2,4$  ve  $h = 2,7$  olduğu durumda üçgensel bir bulanık sayı Şekil 2.7'de verildiği gibi olacaktır.



Şekil 2.9. Yamuk bulanık sayı

### 2.3.1. Aralık Analizi ve Alfa Kesimleri

Bulanık sayıların tanımlı olduğu evrensel olduğu evrensel küme, gerçel sayılar kümesi, tam sayılar kümesi veya doğal sayılar kümedir. Bulanık bir kümenin bulanık sayı olabilmesi için aşağıda verilen özelliklerin karşılaması gerekir.

- Bulanık küme, normal bir bulanık küme olmalıdır.
- Bulanık küme, dışbükey bir bulanık küme olmalıdır.
- Bulanık kümenin destek kümesi sınırlı olmalıdır.
- Bulanık kümenin her bir alfa kesimi, gerçel sayı doğrusunun kapalı bir aralığında tanımlı olmalıdır.

Bulanık sayıların 2 özel türü olan üçgensel ve yamuksal bulanık sayılar uygulamada sıkça kullanılır. Gerçel sayı doğrusunda tanımlı olan üçgensel bulanık sayı aşağıdaki üyelik fonksiyonuyla parametrik olarak ifade edilir.

$$\mu_{\bar{A}}(x) = \mu_{\bar{A}}(x; a, b, c) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & ; b \leq x \leq c \\ 0 & ; x \geq c \text{ veya } x \leq a \end{cases} \quad (2.11)$$

B parametresi üyelik derecesinin 1'e eşit olduğu noktayı verir ve mod değeri olarak yorumlanır.

Gerçel sayı doğrusu üzerinde tanımlı olan yamuksal bulanık sayı aşağıda verilen üyelik fonksiyonu ile parametrik olarak ifade edilir.

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x; e, f, g, h) = \begin{cases} \frac{x-e}{f-e} & ; e \leq x \leq f \\ 1 & ; f \leq x \leq g \\ \frac{h-x}{h-g} & ; g \leq x \leq h \\ 0 & ; x \geq h \cup x \leq e \end{cases} \quad (2.12)$$

Burada e ve h parametreleri yamuksal bulanık sayının açıklıklarını veya üyelik derecesinin sıfır olduğu elemanları gösterir.

Bulanık sayılarla hesap yapmanın temeli aralık aritmetiğine dayanır. Aralık analizi, bulanık sayılarda bir çeşit güven aralığı olarak algılanabilir. Bulanık sayıların  $\alpha$ -kesimlerinin gerçel sayı doğrusunun kapalı bir aralığında tanımlı olduğundan, aralık halinde ifade edilen sayılar için temel cebirsel işlemler aşağıda verildiği gibi olacaktır (Kerre ve Scooten, 1988).

#### **Toplama:**

$$[a, b] + [c, d] = [a + c, b + d] \quad (2.13)$$

#### **Çıkarma:**

$$[a, b] - [c, d] = [a - c, b - d] \quad (2.14)$$

#### **Çarpma:**

$$[a, b] \times [c, d] = [\min(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d), \max(a \times c, a \times d, b \times c, b \times d)] \quad (2.15)$$

**Bölme:**

$$[a, b]/[c, d] = [\min(a/c, a/d, b/c, b/d), \max(a/c, a/d, b/c, b/d)], c \neq 0, d \neq 0 \quad (2.16)$$

Eğer incelenen aralıklar negatif olmayan gerçel sayı doğrusu üzerinde tanımlıysalar, çarpma ve bölme işlemleri sırasıyla aşağıdaki ifadelerle dönüşür.

$$[a, b] \times [c, d] = [a \times c, b \times d] \quad (2.17)$$

$$[a, b] \div [c, d] = [a \div d, b \div c]$$

**Ters alma:**

$$[a, b]^{-1} = [\min(1 \div a, 1 \div b), \max(1 \div a, 1 \div b)], a \neq 0, b \neq 0 \quad (2.18)$$

**Skaler sayı k ile çarpma:**

$$k \times [a, b] = [k, k] \times [a, b] = [k \times a, k \times b], k > 0 \quad (2.19)$$

**Maksimum ( $\vee$ ):**

$$[a, b] \vee [c, d] = [\max(a \vee c), \max(b \vee d)] \quad (2.20)$$

**Minimum ( $\wedge$ ):**

$$[a, b] \wedge [c, d] = [\min(a \wedge c), \min(b \wedge d)] \quad (2.21)$$

**2.3.2. Alfa Kesim Yöntemi**

Bulanık kümenin  $\alpha$ -kesim kümelerine ayrıştırılması sağlayan bileşenlere ayırma kuralı ve bileşenlerine ayrılmış  $A_\alpha$  kümelerini kullanarak bulanık bir kümenin  $\alpha x A_\alpha$  kümelerinin birleşimi olarak düzenlenmesini sağlayan betimleme teoremi, üyelik

fonksiyonlarının tam olarak bilinmediği durumlarda üyelik fonksiyonuna ulaşmayı olası kılan bir çözüm aracı sağlar (Tsoukalas ve Uhrig, 1997). Matematiksel olarak bileşenlere ayırma kuralı,

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \max[\min(\alpha, \mu_{A_\alpha})]; \alpha \in [0,1] \text{ ve } \forall x \in U \quad (2.22)$$

ifadesiyle tanımlanır (Lin ve Lee, 1996). (2.22)'deki  $\alpha$  –kesim kümesi  $A_\alpha$ 'nın üyelik fonksiyonu aşağıda verildiği gibidir (Pedrycz, 1989).

$$\mu_{A_\alpha} = \begin{cases} 1 & ; \text{ eğer } x \in A_\alpha \\ 0 & ; \text{ eğer } x \notin A_\alpha \end{cases} \quad (2.23)$$

Üyelik fonksiyonundaki belirsizliği gidermede  $\alpha x A_\alpha$  kümesinin,

$$\mu_{\alpha x A_\alpha}(x) = \min[\alpha, \mu_{A_\alpha}]; \forall x \in U \quad (2.24)$$

üyelik fonksiyonu belirlenir. Betimleme teoremi bulanık bir kümenin üyelik değerlerinin  $\alpha$  değerlerine göre (2.24)'deki  $\mu_{\alpha x A_\alpha}(x)$  üyelik değerlerinin birleşiminden oluştuğunu ifade eder (Wang ve Klir, 1992).

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \bigcup_{\alpha \in (0,1]} \mu_{\alpha x A_\alpha}(x) \quad (2.25)$$

(2.13)'deki  $\bigcup$  terimi birleşim işlemini göstermektedir. Matematiksel kavram ve teorilerin bulanık ortamda kullanılmasını sağlayan bir yöntem olan genişleme kuralı ise bulanık aritmetiğin temelini oluşturur.

$U$  evrensel kümesinde tanımlı bir bulanık küme  $\tilde{A} = \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_n)}{x_n}$  olarak verilsin.  $V$  evrensel kümesinde tanımlı  $\tilde{B}$  bulanık kümesi genişleme kuralı ile aşağıdaki gibi bulunur (Jamshidi, 1997).

$$\tilde{B} = f(\tilde{B}) = f\left(\frac{\mu_{\tilde{A}}(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_n)}{x_n}\right) = \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_1)}{f(x_1)} + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_2)}{f(x_2)} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{A}}(x_n)}{f(x_n)} \quad (2.18)$$

İki bulanık sayı A ve B'ye uygulanan cebirsel işlemler yeni bulanık sayıyla sonuçlanır.

$\alpha$ -kesim yöntemi ile  $\tilde{A}$  ve  $\tilde{B}$  sayılarına uygulanan temel cebirsel işlemler yeni bir bulanık sayı doğurur.  $\tilde{A}$  ve  $\tilde{B}$  bulanık sayılarının  $\alpha$ -kesimleri,  $A_\alpha = [a_1^{(\alpha)}, a_2^{(\alpha)}]$  ve  $B_\alpha = [b_1^{(\alpha)}, b_2^{(\alpha)}]$  olarak belirlendiğinde, bu iki bulanık sayının  $\alpha$ -kesimleri arasında aşağıdaki ilişkiler oluşturulabilir (Wang, 1997).

$$(A + B)_\alpha = A_\alpha + B_\alpha = C_\alpha$$

$$(A - B)_\alpha = A_\alpha - B_\alpha = D_\alpha$$

$$(A \times B)_\alpha = A_\alpha \times B_\alpha = E_\alpha$$

$$(A \div B)_\alpha = A_\alpha \div B_\alpha = F_\alpha$$

Buradan,  $\tilde{A}$  ve  $\tilde{B}$  sayılarının  $\alpha$ -kesimlerine sırasıyla toplama, çıkarma, çarpma ve bölme işlemlerinin uygulanması ile elde edilen  $\tilde{C}$ ,  $\tilde{D}$ ,  $\tilde{E}$  ve  $\tilde{F}$  sayılarının  $\alpha$ -kesimleri aşağıda verildiği gibi olacaktır (Lai ve Hwang, 1992).

$$C_\alpha = [a_1^{(\alpha)} + b_1^{(\alpha)}, a_2^{(\alpha)} + b_2^{(\alpha)}] = [c_1^{(\alpha)}, c_2^{(\alpha)}]$$

$$D_\alpha = [a_1^{(\alpha)} - b_1^{(\alpha)}, a_2^{(\alpha)} - b_2^{(\alpha)}] = [d_1^{(\alpha)}, d_2^{(\alpha)}]$$

$$E_\alpha = [a_1^{(\alpha)} \times b_1^{(\alpha)}, a_2^{(\alpha)} \times b_2^{(\alpha)}] = [e_1^{(\alpha)}, e_2^{(\alpha)}]$$

$$F_\alpha = [a_1^{(\alpha)} \div b_1^{(\alpha)}, a_2^{(\alpha)} \div b_2^{(\alpha)}] = [f_1^{(\alpha)}, f_2^{(\alpha)}]$$

Aynı temel cebirsel işlemler genişleme kuralı ile aşağıda verildiği şekilde gerçekleştirilir (Buckley ve Siler, 1988).

$$\mu_{\tilde{C}}(z) = \max \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)) \quad , z = x + y$$

$$\mu_{\tilde{D}}(z) = \max \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)) \quad , z = x - y$$

$$\mu_{\tilde{E}}(z) = \max \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)) \quad , z = x \times y$$

$$\mu_{\tilde{F}}(z) = \max \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(y)) \quad , z = x \div y$$

Gerçel sayı doğrusu üzerinde tanımlı iki bulanık sayının minimum ve maksimumu  $\alpha$ -kesimlerine göre aşağıda verilen ifadelerle elde edilebilir.

$$\text{Minimum: } A_{\alpha}(\wedge)B_{\alpha} = \left[ \left\{ \min(a_1^{(\alpha)}, b_1^{(\alpha)}) \right\}, \left\{ \min(a_2^{(\alpha)}, b_2^{(\alpha)}) \right\} \right]$$

$$\text{Maksimum: } A_{\alpha}(\vee)B_{\alpha} = \left[ \left\{ \min(a_1^{(\alpha)}, b_1^{(\alpha)}) \right\}, \left\{ \min(a_2^{(\alpha)}, b_2^{(\alpha)}) \right\} \right]$$



## **BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM**

Bu bölümde, bulanık zaman serileri ile ilgili olarak kavramlar ve formüller açıklanmıştır ve birinci dereceden bulanık zaman serisi kestirim modelleri; Song ve Chissom (1993a), Chen (1996), Huarng (2001) ve yüksek dereceden bulanık zaman serisi kestirim modelleri; Chen (2002) ve Aladağ ve ark. (2009) yöntemlerinin çözümlenmelerine yer verilmiştir.

### **3.1. Bulanık Zaman Serileri**

Bulanık zaman serilerinin kendine özgü çözüm yöntemleri vardır.Çözüm yöntemleri içerisinde bulanık küme teorisi ve bazı yapay zeka yöntemleri kullanılmaktadır.

### **3.2. Bulanık Zaman Serileri Tanımları**

Gözlemleri bulanık kümeler olan zaman serilerine bulanık zaman serileri adı verilmektedir. Olayların gerçekleştirildikleri zamana dayalı olarak incelenip olay sonuçlarının bu zaman noktasına göre sıralanmasına bağlı olarak oluşturulduğu seriler zaman serileridir. Bulanık zaman serisi hakkında yapılan çalışmada Amerika'daki Alabama üniversitesine kayıt olan öğrenci verileri kullanılmıştır. Bulanık zaman serilerinin çözümlenmesinde kullanılan birçok yöntem örneklerle birlikte anlatılmıştır.

#### **3.2.1. Song ve Chissom(1993) Yöntemi**

Bulanık zaman serilerinin çözümlenmesinde kullanılan ilk yöntem zamanla değişmez bulanık zaman serileri için Song ve Chissom yöntemidir. Song ve Chissom (1993a, 1993b, 1994), yaptıkları çalışmalarda, bulanık zaman serileri tanımlarına yer vermiş, fakat Alabama Üniversitesi kayıtları klasik zaman serisi yöntemlerinden daha iyi sonuç verdiği için gerçeklik göstergesi yönünden üstün bir özelliğe sahiptir.

Çözümüne zaman serisi kendiliğinden dilsel değerlere sahip bir zaman serisi olabileceği gibi genellikle reel gözlemlere sahip zaman serisi olabilir.

Gözlemler reel sayı olduğunda ise bulanıklaştırma işlemine ihtiyaç duyulur. Burada gözlemlerin reel olduğu durum için yöntemin algoritması özetlenmiştir.

*Adım1.* Zaman serisinin mümkün değerlerini kapsayacak bir evrensel küme tanımlaması yapılır. Evrensel kümeyi  $U$  ile gösterelim. Çözümüne zaman serisinin en küçük değerli gözlemi  $D_{min}$  ve en büyük değerli gözlemi  $D_{max}$ ,  $D_1$  ve  $D_2$  pozitif sayılar olmak üzere evrensel küme  $U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$  olarak anılır. Bu adımın daha iyi anlaşılabilmesi için literatürde iyi bilinen Alabama Üniversitesi kayıt verileri için evrensel küme oluşturalım.

Tablo 3.1. Alabama Üniversitesi kayıt verileri

Yıllar	Gözlemler	Yıllar	Gözlemler
1971	13055	1982	15433
1972	13563	1983	15497
1973	13867	1984	15145
1974	14696	1985	15163
1975	15460	1986	15984
1976	15311	1987	16859
1977	15603	1988	18150
1978	15861	1989	18970
1979	16807	1990	19328
1980	16919		
1981	16388		

Tablo 3.1'den görüldüğü gibi  $D_{min} = 13055$ ,  $D_{max} = 19328$  olmaktadır.  $D_1 = 55$  ve  $D_2 = 672$  olarak hesaplanırsa evrensel küme  $U = [13000, 20000]$  olarak alınır.

*Adım2.* Evrensel küme önceden belirlenen sayıda alt aralıklara ayrılır. Alt aralıkların sayısını 7 olarak alırsak kayıt verisi için alt aralıklar aşağıdaki gibi elde edilir.

$$\begin{aligned}
u_1 &= [13000,14000], u_2 = [14000,15000], u_3 = [15000,16000] \\
u_1 &= [13000,14000], u_2 = [14000,15000], u_3 = [15000,16000] \\
u_4 &= [16000,17000], u_5 = [17000,18000], u_6 = [18000,19000] \\
u_7 &= [19000,20000]
\end{aligned}$$

Alt aralıkların sayısının 7 olması için alt aralıkların uzunlukları 1000 olarak alınmıştır. Alt aralıklar eşit aralık uzunluğuna sahip olmaktadır.

*Adım3.*  $U$  evrensel kümesinde tanımlı bulanık kümeler oluşturulur. Bu bulanık kümeler aynı zamanda dilsel değerlerdir. Tanımlanacak bulanık kümelerin sayısı evrensel küme parçalanması ile elde edilen alt aralık sayısına eşit olmaktadır. Evrensel kümelere elde edilen alt aralıklar küçükten büyüğe sıralı olduğundan bu aralıklara bir derecelendirme yapmak mümkündür. Eğer klasik küme tanımından yola çıtıysak her bir alt aralığı bir klasik küme olarak kabul edebilirdik. Ancak burada aralıklara dayalı bulanık küme tanımlamaları yapılacaktır. Bulanık kümeler ve bu kümelere karşılık gelen dilseller aşağıda verilmiştir.

- $A_1$  (Çok çok düşük)
- $A_2$  (Çok Düşük)
- $A_3$  (Düşük)
- $A_4$  (Normal)
- $A_5$  (Yüksek)
- $A_6$  (Çok Yüksek)
- $A_7$  (Çok Çok Yüksek)

Bulanık kümelerin üyelik değerleri ise aşağıdaki gibi seçilir.

$$\begin{aligned}
A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \\
A_2 &= \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \\
A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}
\end{aligned}$$

$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0.5}{u_7}$$

$$A_7 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{1}{u_7}$$

Üyelik değerlerinin seçilmesinin temelinde belirli bir fikir yatmaktadır. Bu fikir şöyle açıklanabilir. Zaman serisinin bir gözleminin “çok çok düşük” dilsel değerleri olabilmesi gözlem değerinin  $u_1$  ve  $u_2$  aralıklarından birinde olmasını gerektirmektedir.  $u_1$  kümesinin elemanlarının değerleri  $u_2$  kümesinin elemanlarının değerlerinden daha küçük olduğundan bir gözlemin reel değeri  $u_1$  aralığında ise “çok çok düşük” bulanık kümesine ait olmasının üyelik değeri 1 olarak,  $u_2$  aralığında ise 0.5 olarak alınır. Diğer bulanık kümelerin üyelik değerleri de benzer mantık ile seçilir.

*Adım4* .Zaman serisinin reel gözlemleri bulanık kümelere ya da dilsellere çevrilir. Burada her bir gözlemin bulanık kümelere ait olmasının üyelik değerleri tanımlanır. Bu belirleme Adım 3’deki üyelik değeri belirlemeye benzer şekilde gerçekleştirilir. Üyelik değerleri aşağıda tablo halinde verilmiştir.

Belirlenen üyelik değerlerine göre, her bir gözlemin  $\alpha = 1$  kesmesi kümesi oluşturularak bulanık gözlemler elde edilir. Her bir gözlemin dilsel değerleri aşağıda Tablo 3.2 halinde verilmiştir.

Tablo 3.2. Alabama Üniversitesi Bulanık Kayıt Verileri

Yıllar	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$
1971	1	0.5	0	0	0	0	0
1972	1	0.5	0	0	0	0	0
1973	1	0.5	0	0	0	0	0
1974	0.5	1	0.5	0	0	0	0
1975	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1976	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1977	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1978	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1979	0	0	0.5	1	0.5	0	0
1980	0	0	0.5	1	0.5	0	0
1981	0	0	0.5	1	0.5	0	0
1982	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1983	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1984	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1985	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1986	0	0.5	1	0.5	0	0	0
1987	0	0	0.5	1	0.5	0	0
1988	0	0	0	0	0.5	1	0.5
1989	0	0	0	0	0.5	1	0.5
1990	0	0	0	0	0	0.5	1

*Adım5.* Bulanık zaman serisi öngörü modeli oluşturularak, bulanık ilişki belirleme gerçekleştirilir. Bulanık zaman serisi öngörü modeli birinci dereceden alınırsa aşağıdaki gibi yazılır.

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

Tablo 3.3.Alabama Üniversitesi Bulanık Kayıt Verileri

Yıllar	Gözlemler	Yıllar	Gözlemler
1971	$A_1$	1982	$A_3$
1972	$A_1$	1983	$A_3$
1973	$A_1$	1984	$A_3$
1974	$A_2$	1985	$A_3$
1975	$A_3$	1986	$A_3$
1976	$A_3$	1987	$A_4$
1977	$A_3$	1988	$A_6$
1978	$A_3$	1989	$A_6$
1979	$A_4$	1990	$A_7$
1980	$A_4$		
1981	$A_4$		

Burada bulanık zaman serisinin gözlemlerinin sadece bir sonraki gözlem üzerinde etkili olduğu varsayılmaktadır. Bu modele göre “If...Then...” kuralları aşağıdaki gibi oluşturulur.

$$K1:A_1 \rightarrow A_1$$

$$K2:A_1 \rightarrow A_2$$

$$K3:A_2 \rightarrow A_3$$

$$K4:A_3 \rightarrow A_3$$

$$K5:A_3 \rightarrow A_4$$

$$K6:A_4 \rightarrow A_4$$

$$K7:A_4 \rightarrow A_3$$

$$K8:A_4 \rightarrow A_6$$

$$K9:A_6 \rightarrow A_6$$

$$K10:A_6 \rightarrow A_7$$

Her bir kurala karşılık gelen bulanık bağıntı oluşturulur. Bulanık bağıntılar UXU kartezyen çarpım kümesinde tanımlı bulanık kümeler olacaktır. Bulanık bağıntıların sıralı ikilerine ait üyelik değerlerini matrisler ile gösterebiliriz.

K1 kuralı  $A_1 \rightarrow A_1$ 'den bulanık bağıntıyı  $A_1$  ve  $A_1$  kümesini Kartezyen çarpımdan aşağıdaki gibi elde ederiz.

$$R(A_1 \times A_1) = \frac{1}{(u_1, u_1)} + \frac{0.5}{(u_1, u_2)} + \frac{0.5}{(u_2, u_1)} + \frac{0.5}{(u_2, u_2)}$$

Üyelik değeri sıfır olan sıralı ikililer yazılmamıştır. Üyelik değerlerinden oluşan matris ise aşağıdaki gibi olur.

$$R_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Benzer şekilde K2 kuralı  $A_1 \rightarrow A_2$ 'den bulanık bağıntıyı  $A_1$  ve  $A_2$  kümesinin Kartezyen çarpımından aşağıdaki gibi elde ederiz.

$$R(A_1 \times A_2) = \frac{0.5}{(u_1, u_1)} + \frac{1}{(u_1, u_2)} + \frac{0.5}{(u_2, u_1)} + \frac{0.5}{(u_2, u_2)} + \frac{0.5}{(u_3, u_3)}$$

Üyelik değerlerinden oluşan matris ise aşağıdaki gibi olur.

$$R_2 = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad R_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad R_5 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_6 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad R_7 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_8 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad R_9 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$R_{10} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Bulanık zaman serisi zamanla değişmez olduğu için tüm bağıntılar birleştirilir. Birleşim için maximum s-eşleşmesini kullanalım. Birleşik bulanık bağıntı matrisi aşağıdaki gibi elde edilir.

$$R = \cup R_i$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

*Adım6.* Bulanık öngörüler elde edilir. Birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli kullanıldığından max-min birleşkesinden yararlanarak bulanık öngörüler aşağıdaki denklem ile elde edilir.

$$F(t) = R \circ F(t - 1)$$

Burada “o” max-min bileşke işlemini göstermektedir.1972 yılı için öngörü hesaplayalım. 1971 yılı için bulanık gözlemin üyelik değerleri [1 0.5 0 0 0 0 0] vektörü ile gösterilebilir. Bu durumda 1972 yılı için öngörü aşağıdaki gibi bulunur.

$$F(1972) = [1 \ 0.5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \circ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 1 & 1 & 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$F(1972) = [1 \ 1 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0 \ 0]$$

Benzer şekilde diğer yıllar için de elde edilen bulanık öngörüler Tablo1.4’de verilmiştir.

*Adım7.*Bu adımda elde edilen bulanık öngörüler berraklaştırılır. Berraklaştırma adımı gerekli değildir. Ancak elde edilen sonuçların karşılaştırılması açısından reel gözlemlerin elde edilmesi yararlı olacaktır. Berraklaştırma aşamasında 3 farklı durum ile karşılaştırılabilir, bu durumlar ve bu durumlarda berraklaştırmanın nasıl uygulanacağı aşağıda 3 madde ile verilmiştir.

1.Eğer bir gözlem için elde edilen bulanık öngörüde sadece tek bir maksimum üyelik değeri var ise, berrak öngörü bu üyelik değerinin karşılık geldiği bulanık kümenin  $\alpha=1$  kesmesine karşılık gelen aralığın orta noktası olur. Örneğin 1975 yılında tek bir maksimum üyelik değeri vardır ve bu da  $A_3$  bulanık kümesine karşılık gelmektedir.  $A_3$  bulanık kümesinin  $\alpha=1$  kesmesi  $u_3 = [15000,16000]$  aralığıdır ve berrak öngörü bu aralığın orta noktası olan 15500 dür.

2.Eğer bir gözlem için elde edilen bulanık öngörüde ardışık maksimum üyelik değerleri var ise, berrak öngörü bu üyelik değerlerinin karşılık geldiği bulanık kümeleri  $\alpha=1$  kesmesine karşılık gelen aralıkların orta noktalarının ortalaması olur. Örneğin 1972 yılında maksimum üyelikler  $A_1$  ve  $A_2$  bulanık kümelerine karşılık gelir ve bu bulanık kümelerin  $\alpha=1$  kesmeleri  $u_1 = [13000,14000]$  ve  $u_2 = [14000,15000]$  olur. Berrak öngörü ise  $(13500 + 14500)/2$  işleminden 14000 olarak elde edilir.

3.Eğer bir gözlem için elde edilen bulanık öngörüde ardışık olmayan maksimum üyelik değerleri var ise bu üyelik değerleri ilk olarak normalleştirilir ve elde edilen normalleştirilmiş üyelik değerleri ağırlıklar olarak kullanılarak berrak öngörü tüm bulanık kümelerin  $\alpha= 1$  kesmesine karşılık gelen aralıkorta noktalarının ağırlıklı ortalaması olur. Örneğin 1980 yılı için üyelik değerleri  $[0.5 \ 1 \ 1 \ 0.5 \ 1 \ 0.5]$  dir. Normalleştirme işlemi uygularsak her bir üyelik değeri, üyelik değerleri toplamına bölünür. Bu durumda ağırlıklar  $[0.11 \ 0.22 \ 0.22 \ 0.11 \ 0.22 \ 0.11]$  olur ve berrak öngörüsü ise

$$0x13500 + 0.11x14500 + 0.22x15500 + 0.22x16500 + 0.11x17500 \\ + 0.22x18500 + 0.11x19500 = 16944,44$$

olarak elde edilir.

Tablo 3.4. Bulanık ve Berrak Öngörüler

Yıllar	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$	$A_7$	Öngörüler
1972	1	1	0.5	0.5	0.5	0	0	14000
1973	1	1	0.5	0.5	0.5	0	0	14000
1974	1	1	0.5	0.5	0.5	0	0	14000
1975	0.5	0.5	1	0.5	0.5	0.5	0.5	15500
1976	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1977	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1978	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1979	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1980	0	0.5	1	1	0.5	1	0.5	16944,44
1981	0	0.5	1	1	0.5	1	0.5	16944,44
1982	0	0.5	1	1	0.5	1	0.5	16944,44
1983	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1984	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1985	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1986	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1987	0.5	0.5	1	1	0.5	0.5	0.5	16000
1988	0	0.5	1	1	0.5	1	0.5	16944,44
1989	0	0.5	0.5	0.5	0.5	1	0.5	19000
1990	0	0.5	0.5	0.5	0.5	1	0.5	19000

### 3.3. Chen(1996)'in Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Çözüm Yöntemi

S.M Chen tarafından 1996 yılında önerilen birinci dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımı aşağıda verildiği gibi altı adımda özetlenebilir. Chen'in bu yaklaşımla ortaya koyduğu en önemli yenilik bulanık mantık grup ilişki tablolarının kullanımınıdır. Bulanık mantık grup ilişki tabloları literatürde en sık kullanılan bulanık mantık ilişki belirleme yöntemidir.

Adım 1.  $U=\{u_1, u_2, \dots, u_b\}$  evrensel küme ve evrensel kümenin elemanları olan alt aralıklar ( $u_i, i=1, 2, \dots, b$ ) tanımlanır. Evrensel kümenin başlangıç ve bitiş noktaları belirlenir. Buna göre evrensel küme

$$U = [\text{Başlangıç}, \text{Bitiş}]$$

şeklinde ifade edilir. Daha sonra belirlenen uygun aralık uzunluğuna göre evrensel küme eşit alt aralıklara bölünür.

Adım 2. Evrensel küme ve belirlenen alt aralıklara bağlı olarak  $A_i$  bulanık kümeler

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

şeklinde tanımlanır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır. Örneğin, eğer bir gözlemin en büyük üyelik derecesi  $A_j$  bulanık kümesinde ise, bu gözlemin bulanık değeri  $A_j$  olarak belirlenir.

Adım 4. Bulanık ilişki ve grup ilişkisi oluşturulur. Gruplandırma için örnek verilirse, örneğin  $A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_1$  ve  $A_1 \rightarrow A_3$  ilişkileri bulunsun, bu ilişkiler

$$A_1 \rightarrow A_1, A_2, A_3$$

biçiminde gruplandırılabilir.

Adım 5. Öngörüler elde edilir. Öngörü elde edilirken birkaç durum söz konusudur.  $F(t-1) = A_j$  olsun. Buna göre ,öngörü elde ederken oluşabilecek durumlar aşağıda verilmiştir.

Durum 1. Bulanık mantık ilişki tablosunda sadece bir ilişki olabilir. Örneğin, sadece  $A_j \rightarrow A_i$  ilişkisi varsa,  $F(t)$  öngörü değeri  $A_i$ 'dir.

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

Durum 3. Bulanık grup ilişki tablosunda  $A_j \rightarrow \text{Boş}$  ise  $F(t)$  öngörü değeri  $A_j$ 'dir.

Adım 6. Durulaştırma işlemi uygulanır. Bir önceki adım sonunda elde edilen bulanık sayılar, durulaştırma işlemi kullanılarak gerçel sayılara dönüştürülür. Durulaştırma işlemi için merkezileştirme yöntemi kullanılır.

Chen'in yönteminin daha iyi anlaşılabilmesi için örnek üzerinde uygulama yapılmıştır.

Uygulamada, zaman serisi yaklaşımlarında sıkça kullanılan Alabama Üniversitesi kayıt verisi çözümlenmiştir. Alabama Üniversitesi kayıt verisinin, Chen'in önerdiği bulanık zaman serisi yöntemine göre adım adım çözümlenmesi aşağıda verildiği gibi gerçekleştirilir.

Adım 1. Evrensel kümenin tanımlanması evrensel küme tanımı zaman serisinin tüm verilerini kapsayacak şekilde,

$$U = [13000, 20000]$$

olarak belirlenir.

Evrensel kümenin alt aralıklara bölünmesi için uygun aralık uzunluğu belirlenmelidir. Aralık uzunluğu verideki artışı kapsayacak şekilde 1000 olarak seçilebilir. Buna göre evrensel küme aşağıdaki gibi 7 alt aralığa bölünebilir.

$$u_1 = [13000, 14000], u_2 = [14000, 15000], u_3 = [15000, 16000]$$

$$u_4 = [16000, 17000], u_5 = [17000, 18000], u_6 = [18000, 19000], u_7 = [19000, 20000]$$

Adım 2. Bulanık kümelerin oluşturulması bir önceki adımda belirlenen alt aralıklara göre bulanık kümeler aşağıda verildiği gibi oluşturulabilir.

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_2 = \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{0}{u_7}$$

$$A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0.5}{u_7}$$

$$A_7 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{1}{u_7}$$

*Adım 3.* Gözlemlerin bulanıklaştırması bir önceki adımda verilen bulanık küme tanımlarına göre gözlemler bulanıklaştırılır. Gözlemler bulanıklaştırılırken, her bir gözlemin ait olduğu aralık belirlenir ve bu aralığın üyelik değeri hangi bulanık küme için en büyükse, gözleme karşılık gelen bulanık değer o küme olarak seçilir. Çözümlenen veri için, gözlemlerin elde edilen bulanık değerleri Tablo 3.5’de verilmiştir. Örneğin 1971 de zaman serisinin değeri 13055 dir. Bu değer birinci aralık olan  $u_1$  aralığına denk gelmektedir. Bu aralık, en büyük üyelik değerini  $A_1$ ’de almaktadır. Bu nedenle 1971 deki bulanık değer  $A_1$  olmaktadır.

Tablo 3.5. Gözlemlerin elde edilen bulanık değerleri

Yıl	Değer	Bulanık Değer	Yıl	Değer	Bulanık Değer
1971	13055	$A_1$	1982	15433	$A_3$
1972	13563	$A_1$	1983	15497	$A_3$
1973	13867	$A_1$	1984	15145	$A_3$
1974	14696	$A_2$	1985	15163	$A_3$
1975	15640	$A_3$	1986	15984	$A_3$
1976	15311	$A_3$	1987	16859	$A_4$
1977	15603	$A_3$	1988	18150	$A_6$
1978	15861	$A_3$	1989	18970	$A_6$
1979	16807	$A_4$	1990	19328	$A_7$
1980	16919	$A_4$	1991	19337	$A_7$
1981	16388	$A_4$	1992	18876	$A_6$

Adım 4. Bulanık ilişki ve bulanık grup ilişki tablolarının belirlenmesi.

İncelenen zaman serisinin, Tablo 3.1’de verilen bulanık gözlem değerleri incelenerek,

$F(t - 1) = A_i$  ve  $F(t) = A_j$  olan durumlar için  $A_i \rightarrow A_j$  ilişkisi tabloya bulanık ilişki tablosuna eklenir. Elde edilen bulanık ilişki tablosu Tablo 3.6’da görülmektedir.

Tablo 3.6. Bulanık ilişki tablosu

Bulanık İlişkiler			
$A_1 \rightarrow A_1$	$A_1 \rightarrow A_2$	$A_2 \rightarrow A_3$	$A_3 \rightarrow A_3$
$A_3 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_3$	$A_4 \rightarrow A_6$
$A_6 \rightarrow A_6$	$A_6 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_6$

Bulanık ilişki tablosundaki ilişkiler, daha önce açıklandığı gibi gruplandırılarak, bulanık grup ilişki tablosu oluşturulur. Örneğin,  $A_2 \rightarrow A_2, A_2 \rightarrow A_3$  ilişkileri  $A_2 \rightarrow A_2, A_3$  olarak gruplandırılır. Elde edilen bulanık grup ilişki tablosu Tablo 3.7’de görülmektedir.

Tablo 3.7. Bulanık grup ilişki tablosu

Bulanık Grup İlişkiler
$A_1 \rightarrow A_1, A_2$
$A_2 \rightarrow A_3$
$A_3 \rightarrow A_3, A_4$
$A_4 \rightarrow A_3, A_4, A_6$
$A_5 \rightarrow$
$A_6 \rightarrow A_6, A_7$
$A_7 \rightarrow A_6, A_7$

Adım 5. Öngörülerin elde edilmesi öngörülerin elde edilmesinde, bir önceki adımda oluşturulan tablolar kullanılır. Her bir yıl için bir önceki yılın bulanık gözlem değerine göre bir sonraki yılın öngörü değeri elde edilir. Örneğin, 1971 yılı için bulanık değer  $A_1$  olduğundan, Tablo 3.7’den 1972’nin öngörüsü  $A_1, A_2$  olarak belirlenir. Benzer şekilde diğer yıllar için elde edilen öngörü değerleri Tablo 3.8’de verilmiştir.

Tablo 3.8.Elde edilen bulanık öngörü değerleri

Yıl	Bulanık Değer	Bulanık Öngörü	Yıl	Bulanık Değer	Bulanık Öngörü
1971	$A_1$		1982	$A_3$	$A_5$
1972	$A_1$	$A_1, A_2$	1983	$A_3$	$A_3, A_4$
1973	$A_1$	$A_1, A_2$	1984	$A_3$	$A_3, A_4$
1974	$A_2$	$A_1, A_2$	1985	$A_3$	$A_3, A_4$
1975	$A_3$	$A_3$	1986	$A_3$	$A_3, A_4$
1976	$A_3$	$A_3, A_4$	1987	$A_4$	$A_3, A_4$
1977	$A_3$	$A_3, A_4$	1988	$A_6$	$A_3, A_4, A_6$
1978	$A_3$	$A_3, A_4$	1989	$A_6$	$A_6, A_7$
1979	$A_4$	$A_3, A_4$	1990	$A_7$	$A_6, A_7$
1980	$A_4$	$A_3, A_4, A_6$	1991	$A_7$	$A_6, A_7$
1981	$A_5$	$A_3, A_4, A_6$	1992	$A_7$	$A_6, A_7$

Adım 6. Bulanık öngörülerin durulaştırılması bir önceki adımda elde edilen bulanık öngörüler durulaştırılarak, gerçek öngörü değerleri elde edilir. Durulaştırma işleminde merkezileştirme yöntemi kullanılır. Örneğin, 1972 yılının öngörüsü  $A_1, A_2$ ' dir.

Bu değer durulaştırılırken,  $A_1, A_2$  bulanık sayılarında en büyük üyelik değerine sahip aralıkların orta noktalarının ortalaması kullanılır.

1972 yılının durulaştırılmış öngörü değeri,  $u_1$  ve  $u_2$  aralıklarının orta noktaları olan 13500 ve 14500 değerlerinin ortalaması olan 14000 değeridir. Benzer şekilde, diğer yıllar için elde edilen durulaştırılmış öngörüler Tablo 3.9'da verilmiştir.

Tablo 3.9.Durulaştırılmış öngörü değerleri

Yıl	Bulanık Öngörü	Duru Öngörü	Yıl	Bulanık Öngörü	Duru Öngörü
1971			1982	$A_5$	17500
1972	$A_1, A_2$	14000	1983	$A_3, A_4$	16000
1973	$A_1, A_2$	14000	1984	$A_3, A_4$	16000
1974	$A_1, A_2$	14000	1985	$A_3, A_4$	16000
1975	$A_3$	15500	1986	$A_3, A_4$	16000
1976	$A_3, A_4$	16000	1987	$A_3, A_4$	16000
1977	$A_3, A_4$	16000	1988	$A_3, A_4, A_6$	16833
1978	$A_3, A_4$	16000	1989	$A_6, A_7$	19000
1979	$A_3, A_4$	16000	1990	$A_6, A_7$	19000
1980	$A_3, A_4, A_6$	16833	1991	$A_6, A_7$	19000
1981	$A_3, A_4, A_6$	16833	1992	$A_6, A_7$	19000

Elde edilen tahmini sonuçlar için HKO değeri hesaplanarak 407521 olarak elde edilmiştir.

Aralık uzunluğunun değerini farklı seçerek elde edilecek HKO değerini küçültmek mümkündür. Bir başka deyişle, aralık uzunluğunun doğru seçimi, yöntemin kullanılmasıyla elde edilecek öngörülerin iyiliği açısından önemlidir. Aralık uzunluğunun doğru seçiminin, bulanık zaman serisi yaklaşımlarında çok önemli bir karar olduğunu, Huarng'ın 2001 yılında yaptığı çalışmasında gösterilmiştir.

### 3.2.3. Huarng(2001)'in Ortalama ve Dağılıma Dayalı Yaklaşımları

2001 yılına kadar önerilen bulanık zaman serisi yöntemleri, çok sayıda aralık uzunluğu denenerek en iyi kestirim performansına sahip kestirimlerin elde edilmesini sağlayan aralık uzunluğunun seçilerek çözümlene yapıldığı çok sayıda uygulama gerektiren ve araştırmacının sezgilerine dayanarak aralık uzunluğunun belirlendiği bir yaklaşım ortaya koymaktadır. Bu nedenle, Huarng (2001), aralık uzunluğunun seçiminin zaman serisindeki dalgalanmayı yok edeceğini, çok küçük seçiminin ise

klasik analizle bulanık zaman serisi yaklaşımı arasındaki ayrımı ortadan kaldıracığını belirtmiş ve geliştirdiği ortalama ve dağılıma dayalı yaklaşımları ile aralık uzunluğunun çok büyük ve çok küçük değerler olarak seçilme riskini ortadan kaldıracığını savunmuştur. Huarng (2001)'in ortalama ve dağılıma dayalı yaklaşımları, tek bir uygulama gerektirdiğinden ve aralık uzunluğunun keyfi seçimini ortadan kaldırarak bir sistematığe bağladığından dolayı, bulanık zaman serilerinde önemli bir adımdır.

Huarng (2001), önerdiği bu iki yaklaşım ile önce en uygun aralık uzunluğunu hesaplamakta ve daha sonra Chen (1996)'nın birinci dereceden bulanık zaman serisi kestirim yöntemini kullanarak tek bir uygulamada kestirimleri elde etmektedir. Huarng (2001)'in dağılıma ve ortalamaya dayalı yaklaşımları Tablo 3.10'da verilen örnek zaman serisine uygulanarak anlatılmıştır. Aralık uzunluğunu belirlenmesinde Huarng'ın önerdiği dağılıma dayalı yaklaşım algoritması aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Zaman serisinin birinci dereceden farklarının mutlak değerlerinin aritmetik ortalaması hesaplanır.

Bu hesaplama Tablo 3.10'da verilen örnek zaman serisi için gösterilmiş ve elde edilen farkların ortalaması 28 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 3.10. Birinci dereceden farkların alınması (Huarng,2001)

t	$X_t$	$f_t= X_t - X_{t-1} $
1	30	
2	50	20
3	80	30
4	120	40
5	100	20
6	70	30

Adım 2. Adım 1 'de hesaplanan aritmetik ortalamaya göre Tablo 3.11'de verilen baz eşleştirme tablosundan uygun baz değeri ve bu baz değerine göre uygun aralık uzunlukları belirlenir.

Tablo 3. 11. Baz eşleştirme tablosu

Aralık	Baz değeri
0.1-1	0.1
1.1-10	1
11-100	10
101-1000	100

Adım 1’de hesaplanan  $f_t = 28$  aritmetik ortalama  $f_t = 28$  değeri Tablo 3.11’deki 11-100 aralığına denk geldiğinden, baz değeri 10 olarak seçilir. Uygun baz değeri 10 olduğundan aralık uzunluğu 10,20,30,40,... gibi değerlerden bir tanesi olacaktır.

Adım 3. Aralık uzunluğu zaman serisinin birinci dereceden farklarının en az yarısından daha büyük olan, en küçük aralık uzunluğu olarak seçilir.

Örneğimizde 5 tane ilk farkımız olduğundan dolayı seçtiğimiz aralık uzunluğu Tablo 3.9.’daki  $f_t$  değerlerinin en az 2.4 tanesinden büyük olan 10,20,30,40,... aralık uzunluklarından en küçüğü olarak belirlenir Tablo 3.9 incelendiğinde, 30’dan büyük ilk farkların sayısı 1 dir. Ancak 20’den büyük ilk farkların sayısı 3 dür. Dolayısıyla aralık uzunluğu 20 olarak seçilir.

Adım 4. Adım 3’de seçilen uygun aralık uzunluğu değerine göre Chen (1996) yöntemine göre çözüm yapılır.

Aralık uzunluğunun belirlenmesinde, çözüm algoritmasının bazı adımları dağılıma dayalı yaklaşımdaki adımlarla aynı olan Huarng (2001)in ortalamaya dayalı yaklaşımın algoritması aşağıda verilmiştir.

Adım 1. Dağılıma dayalı yaklaşımın Adım 1’indeki işlemler uygulanır.

Adım 2. Adım 1 ‘de hesaplanan aritmetik ortalama  $ft$ ’nin yarısı alınır.

Örneğimize göre,  $28/2=14$  değeri bulunur.

Adım 3. Adım 2'deki hesaplama göre Tablo 3.9'dan uygun baz değeri belirlenir. Örneğimize göre 14 değeri Tablo 3.9'daki baz eşleştirme tablosundan 11-100 aralığına düştüğünden baz değeri yine 10 olarak alınır.

Adım 4. Adım 2'de belirlenen değer Adım 3'de seçilen baz değerine göre yuvarlanarak aralık uzunluğu seçme işlemi tamamlanır.

Örneğimize göre, 14 değeri 10 baz değerine göre 10 değerine daha yakın olduğundan uygun aralık uzunluğu 10 olarak seçilir. Örneğin; ortalamanın yarısı 37 olsaydı aralık uzunluğu 40 olarak veya ortalamanın yarısı 62 olsaydı aralık uzunluğu 60 olarak seçilecekti.

Adım 5. Adım 4'de seçilen uygun aralık uzunluğu değerine göre Chen (1996) yöntemine göre çözümlenir.

### **3.2.5. Chen (2002)'nin Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi**

Birçok gerçek hayat zaman serisi için, birinci dereceden bulanık zaman serisi yerine yüksek dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımları kullanarak çözümlenir. Çünkü bu tür zaman serilerinde zaman serisi  $X_t$  sadece zaman serisinin bir gecikmeli  $X_{t-1}$  değeriyle değil, zaman serisinin diğer gecikmeli değerleriyle de ( $X_{t-2}, X_{t-3}, \dots$  gibi) ilişkili olabilmektedir. Bu nedenle, Chen, 2002 yılında yaptığı çalışmada Chen (1996) yöntemini temel alan, yüksek dereceden bulanık zaman serisi yaklaşımını önermiştir. Chen (2002)'in yaklaşımı, bulanık zaman serisi tanımlarından 2., 3., 4., ... dereceden modeller için grup bulanık mantık ilişki tablolarına dayanmaktadır. Chen (2002)'in yüksek dereceden bulanık zaman serisi yönteminin çözüm algoritması adımları aşağıdaki şekilde verilmiştir.

Adım 1. Evrensel küme ( $U$ ) ve alt aralıkları ( $u_i, i = 1, 2, \dots, b$ ) tanımlanır. Buradaki işlemler Song ve Chissom (1993a)' un çözüm algoritmasının Adım 1' inde açıklandığı biçimde (3.8) ve (3.9) formülleri yardımıyla yapılır.

Adım 2. Evrensel küme ( $U$ ) ve parçalanmalara ( $u_i'$  lere) bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır. Bu aşamadaki işlemler Song ve Chissom (1993a)' un çözüm algoritmasının Adım 2' sinde anlatıldığı şekilde yapılır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır. Gözlemlerin bulanıklaştırılması Chen (1996)' nin çözüm algoritmasının Adım 3' ünde anlatıldığı gibi yapılır.

Adım 4. Bulanık ilişkileri belirlemek amacıyla, bulanık mantık ilişkileri belirlenir ve sonrasında bulanık mantık grup ilişki tablosu oluşturulur. Genel bir ifade ile  $n$ . dereceden bulanık mantık ilişkiler,

$$\begin{aligned} A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j1} \\ A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{j2} \\ &\vdots \\ A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} &\rightarrow A_{jp} \end{aligned} \quad (3.19)$$

şeklinde veriliyorken, bulanık mantık grup ilişkisi,

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp} \quad (3.20)$$

olarak elde edilir.

Örneğin 2. dereceden bir model için  $F(t-2) = A_1$  ve  $F(t-2) = A_2$  olmak üzere, bulanık değerler arasında  $A_1, A_2 \rightarrow A_2$  ve  $A_1, A_2 \rightarrow A_3$  bulanık mantık ilişkileri varsa,  $(F(t-2), F(t-1)) = (A_1, A_2)$  bulanık değeri için bulanık mantık ilişkisi  $A_1, A_2 \rightarrow A_2, A_3$  olarak elde edilir.

Adım 5. Bulanık kestirimler elde edilir.  $n$ . dereceden bulanık zaman serisi modeli için bulanık kestirimler elde edilirken üç aşama söz konusudur.

Aşama 1.  $n$ . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda;  $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$  ilişkisi mevcut ise bulanık kestirim,  $A_j$  olarak belirlenir. Örneğin; 2. dereceden bir modelde bulanık mantık ilişki  $A_1, A_2 \rightarrow A_2$  ise bulanık kestirim  $A_2$  olur.

Aşama 2.  $n$ . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda;  $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$  ilişkisi mevcut ise bulanık kestirimde belirsizlik söz konusudur. Bulanık kestirimin elde edilebilmesi için de belirsizlik giderilene kadar incelenen derecenin bir üst derecesine bakılarak  $m > n$  olmak üzere,  $A_{im}, A_{i(m-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$  ilişkisini veren  $m$  aranır ve bu durumda bulanık kestirim, yine  $A_j$  olarak belirlenir.

Aşama 3.  $n$ . dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda;  $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow$  boş ilişkisi mevcut ise bulanık kestirim  $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$  olarak ifade edilir.

Adım 6. Durulaştırma işlemi uygulanır. Merkezileştirme durulaştırmada kullanılır. Adım 5'de belirtilen Aşama 1 ve Aşama 2 için bulanık kestirim  $A_j$  olduğundan, durulaştırılma işlemi yapılmış kestirim,  $A_j$  bulanık kümesinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu  $u_j$  alt aralığının orta noktası olmaktadır. Aşama 3 için ise durulaştırılma yapılmış kestirim,  $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$  bulanık kümelerinin en yüksek üyelik değerine sahip olduğu  $u_{in}, u_{i(n-1)}, \dots, u_{i1}$  alt aralıklarının orta noktaları  $m_{in}, m_{i(n-1)}, \dots, m_{i1}$  olmak üzere,

$$\frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1 + 2 + \dots + n} \quad (3.20)$$

formülü yardımıyla ağırlıklı ortalama hesaplaması yapılarak elde edilir.

### 3.2.6. Aladağ ve ark. (2009)'nın Yüksek Dereceden Bulanık Zaman Serisi Kestirim Yöntemi

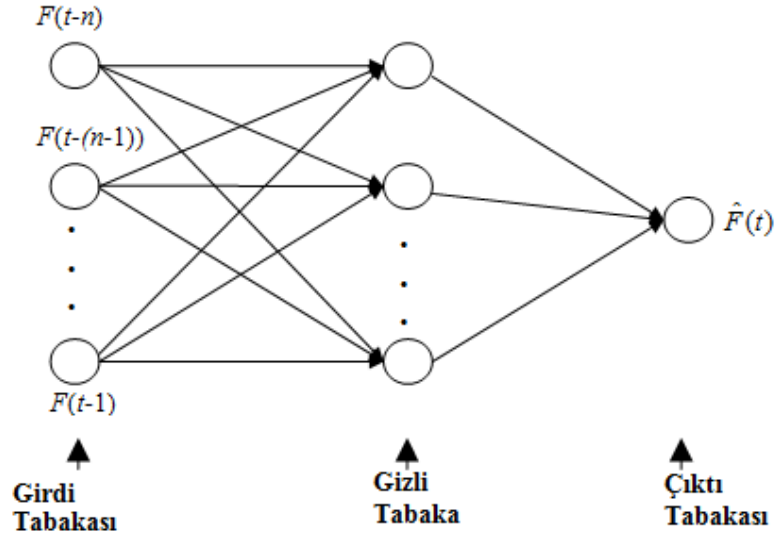
Chen (1996, 2002)'nin çalışmalarında ortaya atılan yöntemler, birçok bulanık mantık grup ilişki tablosu elde edilmesini gerektirdiğinden yüksek oranda işleme gerek duymaktadır. Bu sebeple, son yıllarda bulanık ilişkilerin yapay sinir ağları ile belirlendiği çalışmalara sıklıkla rastlanmaktadır. Bu çalışmalardan, Aladağ ve ark. (2009)'nın yüksek dereceden bulanık zaman serisi kestirim modelinin, bulanık ilişkileri belirlemede ileri beslemeli yapay sinir ağının kullanıldığı ve yapay sinir ağları ile ilişkilerin belirlendiği diğer yaklaşımlara temel oluşturan bir yöntem olduğu söylenebilir. Aladağ ve ark. (2009) yönteminin çözüm algoritması adımlar halinde aşağıda şekilde verilmiştir.

Adım 1. Evrensel küme ( $U$ ) ve alt aralıkları ( $u_i, i = 1, 2, \dots, b$ ) tanımlanır. Bu aşamadaki işlemler (3.8) ve (3.9) formülleri yardımıyla yapılır.

Adım 2. Evrensel küme ( $U$ ) ve parçalanmalara ( $u_i'$  lere) bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır. Bu aşamadaki işlemler (3.10) ve (3.11) formülleri yardımıyla yapılır.

Adım 3. Gözlemler bulanıklaştırılır. Gözlemlerin bulanıklaştırılması Chen (1996)'nin çözüm algoritmasının Adım 3'ünde açıklandığı şekilde yapılır.

Adım 4. İleri beslemeli yapay sinir ağı kullanılarak bulanık mantık ilişkiler belirlenir. Genel olarak  $n$ . dereceden bir model için ileri beslemeli yapay sinir ağları ile ilişki belirlemede  $F(t - n), F(t - (n - 1)), \dots, F(t - 1)$  gecikmeli değerleri yapay sinir ağının girdisi,  $F(t)$  hedef değeri olmak üzere  $\hat{F}(t)$  ise yapay sinir ağının çıktısıdır. Yapay sinir ağı ile öğrenme olurken öğrenme örneklerini bulanık kümelerin sıra numaraları olarak aldığı, Aladağ ve ark. (2009)'un ileri beslemeli yapay sinir ağı mimari şekli Şekil 3.1.'de verilmiştir.



Şekil 3.1. Aladağ ve ark. (2009)'nın kullandığı ileri beslemeli yapay sinir ağı mimarisi

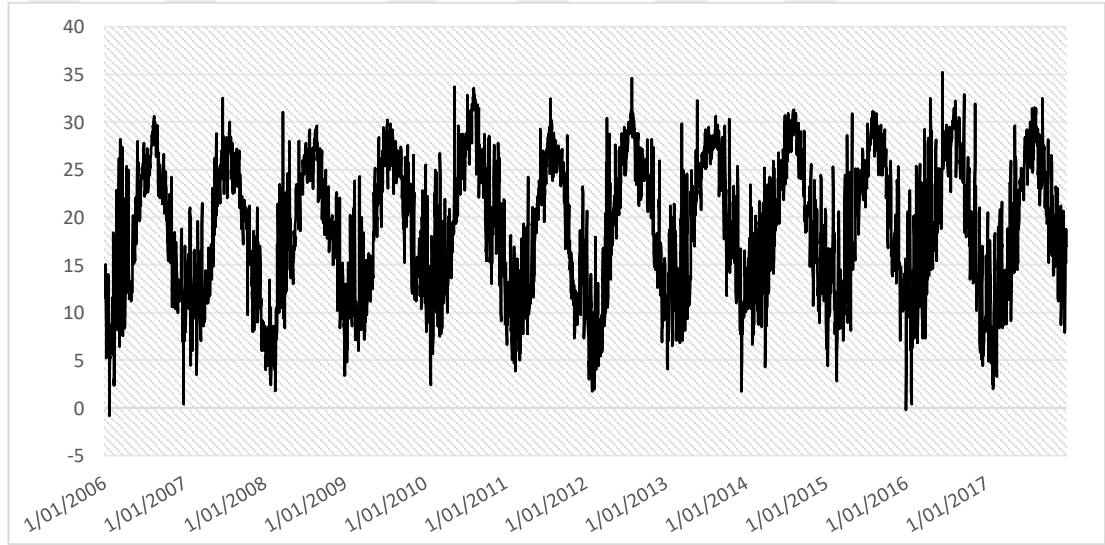
Şekil 3.1.'e baktığımızda, yapay sinir ağı girdi ve çıktılara göre eğitilir. Eğitim hedef değerlerine en yakın çıktılar elde edildiğinde tamamlanmış olur. Deneme yanılma yöntemi ile gizli tabaka birim sayısına karar verilmektedir. Modelin derecesi girdi tabakasındaki birim sayısını belirlemektedir. Tek değişkenli zaman serisi söz konusu olduğundan çıktı birimindeki nöron sayısında bir olacağı açıktır.

Adım 5. Bulanık kestirimler elde edilir. Şekil 3.1'de verilen mimari yapıya sahip ileri beslemeli yapay sinir ağının çıktısı bulanık kümelerin sıra numaralarıdır. Bulanık kestirimleri, bu sıra numaralarına sahip bulanık kümeler oluşturmaktadır. Örnek verecek olursak yapay sinir ağının çıktısı yuvarlandığında 5 olarak elde edildiyse bulanık kestirim  $A_5$  olacaktır.

Adım 6. Durulaştırma işlemi uygulanır. Bu adımda merkezileştirme yöntemi kullanılır. Bulanık kestirim  $A_i$  olduğunda berrak kestirim,  $A_i$  bulanık kümesinde en yüksek üyelik değerine sahip olan  $u_i$  aralığının orta noktası olmaktadır.

## BÖLÜM 4. UYGULAMA

Bu tez kapsamında, 2006-2017 yıllarına ait, günlük olarak kaydedilen ve toplamda 4383 gözlemden oluşan, Giresun ili maksimum hava sıcaklık verileri, aşağıda verilen 5 farklı bulanık zaman serisi öngörü modeli ile öngörülerek sonuçlar karşılaştırılmalı olarak ele alınmıştır. Ayrıca, 2006-2017 yıllarını kapsayan 12 yılda ölçülen günlük Giresun ili hava sıcaklık verilerine ilişkin zaman serisinin grafiği Şekil 4.1 ile verilmiştir.



Şekil 4.1. 2006-2017 yılı Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı zaman serisi

SC93 : Matris operasyonlarına dayalı birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Song ve Chissom, 1993a)

C96 : Bulanık grup ilişki tablolarına dayalı birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Chen, 1996)

H01o : Ortalamaya dayalı birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Huang, 2001)

H01d :Dağılıma dayalı birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Huarng, 2001)

C02 : Bulanık grup ilişki tablolarına dayalı yüksek dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Chen, 2002)

A09 : Yapay sinir ağlarına dayalı yüksek dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli (Aladağ ve ark.,2009)

Uygulamada 2016 yılı Ocak ayından başlamak ve 2017 Aralık ayında tamamlanmak üzere toplam 24 aya ilişkin Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı ayrı ayrı test kümesi olarak alınarak tahmin edilmiştir. Bunun dışında, 2016 ve 2017 yıllarına ait Kış, İlkbahar, Yaz ve Sonbahar mevsimlerini kapsayacak şekilde toplam sekiz adet üçer aylık periyoda ilişkin Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı tahmini gerçekleştirilmiştir. Böylece gerçekleştirilen toplam 32 çözümlemeye ilişkin detaylar Tablo 4.1 ile verilmektedir.

Tablo 4.1. Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı çözümleme detayları

No	Tüm Veri		Eğitim Kümesi		Test Kümesi	
	Dönemi	Gözlem Sayısı	Dönemi	Gözlem Sayısı	Dönemi	Gözlem Sayısı
1	01.01.2006-31.01.2016	3683	01.01.2006-31.12.2015	3652	Ocak 2016	31
2	01.01.2006-29.02.2016	3712	01.01.2006-31.01.2016	3683	Şubat 2016	29
3	01.01.2006-31.03.2016	3743	01.01.2006-29.02.2016	3712	Mart 2016	31
4	01.01.2006-30.04.2016	3773	01.01.2006-31.03.2016	3743	Nisan 2016	30
5	01.01.2006-31.05.2016	3804	01.01.2006-30.04.2016	3773	Mayıs 2016	31
6	01.01.2006-30.06.2016	3834	01.01.2006-31.05.2016	3804	Haziran 2016	30
7	01.01.2006-31.07.2016	3865	01.01.2006-30.06.2016	3834	Temmuz 2016	31
8	01.01.2006-31.08.2016	3896	01.01.2006-31.07.2016	3865	Ağustos 2016	31
9	01.01.2006-30.09.2016	3926	01.01.2006-31.08.2016	3896	Eylül 2016	30
10	01.01.2006-31.10.2016	3957	01.01.2006-30.09.2016	3926	Ekim 2016	31
11	01.01.2006-30.11.2016	3987	01.01.2006-31.10.2016	3957	Kasım 2016	30
12	01.01.2006-31.12.2016	4018	01.01.2006-30.11.2016	3987	Aralık 2016	31
13	01.01.2006-31.01.2017	4049	01.01.2006-31.12.2016	4018	Ocak 2017	31
14	01.01.2006-28.02.2017	4077	01.01.2006-31.01.2017	4049	Şubat 2017	28
15	01.01.2006-31.03.2017	4108	01.01.2006-28.02.2017	4077	Mart 2017	31
16	01.01.2006-30.04.2017	4138	01.01.2006-31.03.2017	4108	Nisan 2017	30
17	01.01.2006-31.05.2017	4169	01.01.2006-30.04.2017	4138	Mayıs 2017	31
18	01.01.2006-30.06.2017	4199	01.01.2006-31.05.2017	4169	Haziran 2017	30
19	01.01.2006-31.07.2017	4230	01.01.2006-30.06.2017	4199	Temmuz 2017	31
20	01.01.2006-31.08.2017	4261	01.01.2006-31.07.2017	4230	Ağustos 2017	31
21	01.01.2006-30.09.2017	4291	01.01.2006-31.08.2017	4261	Eylül 2017	30
22	01.01.2006-31.10.2017	4322	01.01.2006-30.09.2017	4291	Ekim 2017	31
23	01.01.2006-30.11.2017	4352	01.01.2006-31.10.2017	4322	Kasım 2017	30
24	01.01.2006-31.12.2017	4383	01.01.2006-30.11.2017	4352	Aralık 2017	31
25	01.01.2006-29.02.2016	3712	01.01.2006-30.11.2015	3621	Kış 2016	91
26	01.01.2006-31.05.2016	3804	01.01.2006-29.02.2016	3712	İlkbahar 2016	92
27	01.01.2006-31.08.2016	3896	01.01.2006-31.05.2016	3804	Yaz 2016	92
28	01.01.2006-30.11.2016	3987	01.01.2006-31.08.2016	3896	Sonbahar 2016	91
29	01.01.2006-28.02.2017	4077	01.01.2006-30.11.2016	3987	Kış 2017	90
30	01.01.2006-31.05.2017	4169	01.01.2006-28.02.2017	4077	İlkbahar 2017	92
31	01.01.2006-31.08.2017	4261	01.01.2006-31.05.2017	4169	Yaz 2017	92
32	01.01.2006-30.11.2017	4352	01.01.2006-31.08.2017	4261	Sonbahar 2017	91

Tablo 4.1 ile verilen bilgiler doğrultusunda organize edilen çözümler sırasında kullanılan öngörü araçlarına ilişkin parametreler ise aşağıda özetlenmiştir.

SC93

- Bulanık küme sayısı (BKS) : 7-30

C96

- Bulanık küme sayısı (BKS) : 7-30

H01o

- Alt aralık uzunluğu (AAU) :1

H01d

- Alt aralık uzunluğu (AAU) :2

C02

- Bulanık küme sayısı (BKS) : 7-30
- Model derecesi (MD) : 2-5

A09

- Bulanık küme sayısı (BKS) : 7-30
- YSA girdi tabaka birimi (MD) : 1-10 (model derecesi)
- YSA gizli tabaka birimi (GTB) : 2-5

Tüm çözümler sonucunda her bir yöntem için elde edilen en iyi öngörü performansları, denklem (4.1) ile verilen, hata kareler ortalaması karekök (HKOK) kriteri bakımından değerlendirilerek sonuçlar Tablo 4.2-4.4 ile özetlenmiştir. Ayrıca tüm çözümler sonucunda elde edilen en iyi öngörü performansları ve bunlara ilişkin bilgiler Tablo 4.5 ile verilmiştir.

$$HKOK = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Gözlenen_t - Tahmin_t)^2}$$

Tablo 4.2. Birinci dereceden modellere ait öngörü performansları

No	Test		SC93		C96		H01o		H01d	
	Dönemi	Gözlem Sayısı	BKS	HKOK	BKS	HKOK	AAU	HKOK	AAU	HKOK
1	Ocak 2016	31	28	4.4774	<b>19</b>	<b>4.0337</b>	1	4.1991	2	4.5676
2	Şubat 2016	29	20	4.2430	<b>21</b>	<b>4.0059</b>	1	4.1875	2	4.3526
3	Mart 2016	31	19	4.5872	<b>19</b>	<b>4.5729</b>	1	4.7295	2	4.8357
4	Nisan 2016	30	7	5.0371	<b>22</b>	<b>4.9513</b>	1	5.4741	2	5.4285
5	Mayıs 2016	31	7	2.8931	<b>20</b>	<b>2.8491</b>	1	2.9468	2	3.1540
6	Haziran 2016	30	30	4.7909	<b>28</b>	<b>4.1678</b>	1	4.2994	2	5.2094
7	Temmuz 2016	31	30	5.2558	30	3.9535	<b>1</b>	<b>3.9051</b>	2	4.6662
8	Ağustos 2016	31	17	5.7093	30	4.3517	<b>1</b>	<b>4.2946</b>	2	5.1160
9	Eylül 2016	30	30	4.1158	<b>30</b>	<b>3.2407</b>	1	3.4610	2	4.3237
10	Ekim 2016	31	<b>8</b>	<b>2.4712</b>	<b>8</b>	<b>2.4712</b>	1	3.0343	2	3.3544
11	Kasım 2016	30	<b>7</b>	<b>3.3866</b>	7	3.5395	1	3.9365	2	3.8562
12	Aralık 2016	31	17	4.5023	27	3.8016	<b>1</b>	<b>3.6661</b>	2	3.9910
13	Ocak 2017	31	20	4.6301	<b>25</b>	<b>4.0461</b>	1	4.2377	2	4.4816
14	Şubat 2017	28	19	3.2156	<b>28</b>	<b>2.7659</b>	1	2.8614	2	2.8424
15	Mart 2017	31	18	3.3952	<b>18</b>	<b>3.3318</b>	1	3.6099	<b>2</b>	<b>3.3318</b>
16	Nisan 2017	30	<b>21</b>	<b>4.1537</b>	13	4.2524	1	4.6021	2	4.6404
17	Mayıs 2017	31	<b>8</b>	<b>3.3592</b>	<b>8</b>	<b>3.3592</b>	1	3.9490	2	4.2352
18	Haziran 2017	30	8	3.7027	<b>30</b>	<b>3.3455</b>	1	3.4113	2	4.2317
19	Temmuz 2017	31	13	5.2302	25	3.7530	<b>1</b>	<b>3.3353</b>	2	4.6555
20	Ağustos 2017	31	13	5.7705	30	4.2227	<b>1</b>	<b>4.1617</b>	2	5.3947
21	Eylül 2017	30	30	4.5398	<b>30</b>	<b>3.6932</b>	1	3.7142	2	4.6084
22	Ekim 2017	31	24	3.0181	<b>11</b>	<b>2.9905</b>	1	3.3936	2	3.3100
23	Kasım 2017	30	<b>11</b>	<b>2.5908</b>	11	2.6216	1	2.9237	2	2.8640
24	Aralık 2017	31	14	2.7495	<b>14</b>	<b>2.6868</b>	1	2.7717	2	2.9656
25	Kış 2016	91	28	4.2189	<b>19</b>	<b>3.8186</b>	1	3.8324	2	4.1538
26	İlkbahar 2016	92	25	4.4026	<b>22</b>	<b>4.3293</b>	1	4.4689	2	4.5652
27	Yaz 2016	92	11	5.4747	<b>30</b>	<b>4.1937</b>	1	4.2006	2	5.0668
28	Sonbahar 2016	91	30	3.5537	<b>30</b>	<b>3.3247</b>	1	3.4920	2	3.8598
29	Kış 2017	90	30	4.3130	<b>25</b>	<b>3.6307</b>	1	3.6364	2	3.8896
30	İlkbahar 2017	92	<b>22</b>	<b>3.8622</b>	12	3.8763	1	4.0733	2	4.1022
31	Yaz 2017	92	30	5.1648	30	3.8375	<b>1</b>	<b>3.6578</b>	2	4.7905
32	Sonbahar 2017	91	30	3.5737	<b>20</b>	<b>3.3263</b>	1	3.3743	2	3.6657

Tablo 4.3. Yüksek dereceden modellere ait öngörü performansları (C02)

No	Test		2. Derece		3. Derece		4. Derece		5. Derece	
	Dönemi	Gözlem Sayısı	BKS	HKOK	BKS	HKOK	AAU	HKOK	AAU	HKOK
1	Ocak 2016	31	<b>10</b>	<b>4.2260</b>	<b>10</b>	<b>4.2260</b>	10	4.4877	10	4.8324
2	Şubat 2016	29	<b>18</b>	<b>4.6046</b>	<b>18</b>	<b>4.6046</b>	18	4.7055	9	5.0038
3	Mart 2016	31	<b>30</b>	<b>4.9171</b>	15	5.4588	14	5.8254	14	5.9435
4	Nisan 2016	30	<b>30</b>	<b>4.9171</b>	17	6.0547	21	5.5796	17	5.9426
5	Mayıs 2016	31	<b>9</b>	<b>2.7746</b>	<b>9</b>	<b>2.7746</b>	<b>9</b>	<b>2.7746</b>	25	2.8473
6	Haziran 2016	30	26	2.2461	26	2.1019	<b>26</b>	<b>2.0618</b>	10	2.5171
7	Temmuz 2016	31	<b>16</b>	<b>1.6548</b>	<b>16</b>	<b>1.6548</b>	<b>16</b>	<b>1.6548</b>	16	1.6823
8	Ağustos 2016	31	19	1.6333	19	1.6333	19	1.6619	<b>25</b>	<b>1.6214</b>
9	Eylül 2016	30	<b>23</b>	<b>2.3757</b>	20	2.6502	20	2.7506	23	2.7979
10	Ekim 2016	31	16	2.6582	16	2.6582	<b>28</b>	<b>2.4473</b>	26	2.6656
11	Kasım 2016	30	<b>9</b>	<b>3.4709</b>	9	3.5331	9	3.5289	9	3.8668
12	Aralık 2016	31	14	3.5199	7	3.5562	<b>14</b>	<b>3.4636</b>	7	3.5562
13	Ocak 2017	31	10	3.5552	10	3.5552	<b>10</b>	<b>3.4762</b>	10	3.6219
14	Şubat 2017	28	<b>28</b>	<b>3.4368</b>	28	3.4417	18	3.6936	18	4.1352
15	Mart 2017	31	8	3.5641	8	3.5641	27	3.5284	<b>11</b>	<b>3.3660</b>
16	Nisan 2017	30	<b>12</b>	<b>4.0091</b>	<b>12</b>	<b>4.0091</b>	9	4.2419	9	4.2947
17	Mayıs 2017	31	11	3.5806	11	3.5806	<b>11</b>	<b>3.5765</b>	8	3.7244
18	Haziran 2017	30	23	1.5428	23	1.5428	<b>29</b>	<b>1.4784</b>	29	1.5065
19	Temmuz 2017	31	<b>28</b>	<b>1.5841</b>	28	1.6171	28	1.7753	28	1.7828
20	Ağustos 2017	31	<b>28</b>	<b>1.8426</b>	<b>28</b>	<b>1.8426</b>	22	1.9456	29	1.8869
21	Eylül 2017	30	<b>25</b>	<b>2.4049</b>	<b>25</b>	<b>2.4728</b>	29	2.5813	29	2.5404
22	Ekim 2017	31	24	3.0940	24	3.0940	<b>18</b>	<b>1.6795</b>	24	3.0791
23	Kasım 2017	30	<b>29</b>	<b>3.2582</b>	29	3.3488	29	3.6118	16	3.4050
24	Aralık 2017	31	<b>18</b>	<b>2.8317</b>	<b>18</b>	<b>2.8317</b>	24	3.1136	9	3.3351
25	Kış 2016	91	<b>16</b>	<b>4.3450</b>	30	4.5263	28	4.6457	16	4.7668
26	İlkbahar 2016	92	23	5.1182	<b>27</b>	<b>5.0970</b>	21	5.1942	14	5.2743
27	Yaz 2016	92	26	2.1310	26	2.0696	<b>26</b>	<b>1.9979</b>	16	2.1293
28	Sonbahar 2016	91	16	3.3107	16	3.3296	<b>28</b>	<b>3.2749</b>	29	3.3937
29	Kış 2017	90	10	3.9608	10	3.9608	<b>10</b>	<b>3.9087</b>	10	4.0147
30	İlkbahar 2017	92	20	4.1622	20	4.1689	27	4.0435	<b>11</b>	<b>3.9716</b>
31	Yaz 2017	92	<b>28</b>	<b>1.6661</b>	28	1.6768	28	1.7843	28	1.7849
32	Sonbahar 2017	91	26	3.2704	26	3.2467	26	3.2686	<b>24</b>	<b>3.1295</b>

**Tablo 4.4.** Yüksek dereceden modellere ait öngörü performansları (A09)

No	Test		2. Derece			3. Derece			4. Derece			5. Derece		
	Dönemi	Gözlem Sayısı	BKS	GTB	HKOK	BKS	GTB	HKOK	BKS	GTB	HKOK	BKS	GTB	HKOK
1	Ocak 2016	31	28	4	4.2650	14	5	3.8246	25	4	3.7723	10	4	3.4441
2	Şubat 2016	29	30	4	4.0600	30	5	3.9097	29	5	4.0224	30	5	3.9288
3	Mart 2016	31	23	5	4.7683	15	5	4.6016	18	5	4.6066	10	5	4.2347
4	Nisan 2016	30	7	2	5.4363	10	5	5.2256	26	4	4.8164	14	2	4.6092
5	Mayıs 2016	31	9	2	2.4327	7	2	2.3680	9	5	2.3369	27	2	2.4765
6	Haziran 2016	30	12	2	2.0513	23	3	2.1913	8	3	2.3196	8	2	2.4084
7	Temmuz 2016	31	23	5	1.5187	23	4	1.5693	20	5	1.4410	13	3	1.5693
8	Ağustos 2016	31	18	3	1.4583	9	2	1.4450	18	5	1.3480	18	4	1.2843
9	Eylül 2016	30	30	3	2.0223	30	4	1.9416	30	4	2.0243	30	5	1.9477
10	Ekim 2016	31	26	2	2.2924	26	2	2.1571	26	4	2.0959	26	4	2.1327
11	Kasım 2016	30	18	5	3.3437	14	4	3.1985	16	3	3.3639	7	2	3.2798
12	Aralık 2016	31	12	2	3.0291	12	5	2.9382	12	3	2.9217	13	4	2.9539
13	Ocak 2017	31	20	4	3.8104	11	2	3.7373	7	4	3.6252	16	4	3.5366
14	Şubat 2017	28	9	4	2.5779	9	2	2.5779	28	5	2.5364	9	3	2.6054
15	Mart 2017	31	25	3	3.2967	21	4	3.1761	17	5	2.9133	13	4	2.9078
16	Nisan 2017	30	30	2	4.8832	30	3	3.8427	12	4	4.2469	21	5	4.2438
17	Mayıs 2017	31	8	2	3.5061	12	2	3.3845	12	5	2.8369	12	2	3.0251
18	Haziran 2017	30	29	3	1.2088	29	5	1.2061	26	2	1.2248	20	3	1.2900
19	Temmuz 2017	31	18	4	1.2752	18	5	1.2445	13	3	1.3973	13	3	1.4466
20	Ağustos 2017	31	23	5	1.6566	30	2	1.7653	30	4	1.6845	26	3	1.6729
21	Eylül 2017	30	30	2	2.3505	24	2	2.2837	20	5	2.1584	24	2	2.1012
22	Ekim 2017	31	9	2	2.9304	20	4	2.5684	11	2	2.4638	11	4	2.5866
23	Kasım 2017	30	15	2	2.9032	15	3	2.8977	30	4	2.6901	20	4	2.5264
24	Aralık 2017	31	8	5	2.4910	8	2	2.4910	16	3	2.4791	16	2	2.4274
25	Kış 2016	91	28	2	3.7451	25	4	3.5826	19	5	3.5674	30	4	3.5254
26	İlkbahar 2016	92	7	2	4.5035	10	3	4.4819	7	4	4.2934	20	4	4.0637
27	Yaz 2016	92	22	5	1.8268	23	5	1.8825	23	4	1.9168	23	2	1.9874
28	Sonbahar 2016	91	16	4	2.6923	30	3	2.6755	26	5	2.7064	30	4	2.7253
29	Kış 2017	90	24	4	3.3268	9	4	3.3484	28	2	3.3227	28	3	3.2950
30	İlkbahar 2017	92	20	4	4.1262	21	5	3.6045	17	2	3.6592	12	4	3.6792
31	Yaz 2017	92	23	5	1.4792	29	4	1.5596	26	5	1.6080	23	5	1.6146
32	Sonbahar 2017	91	30	2	2.8802	20	5	2.7287	20	5	2.5995	28	4	2.5413

Tablo 4.5.Modellere ait en iyi öngörü performansları

No	Dönemi	Gözlem Sayısı	Yöntem	MD	BKS	GTB	HKOK
1	Ocak 2016	31	A09	5	10	4	3.4441
2	Şubat 2016	29	A09	3	30	5	3.9097
3	Mart 2016	31	A09	5	10	5	4.2347
4	Nisan 2016	30	A09	5	14	2	4.6092
5	Mayıs 2016	31	A09	4	9	5	2.3369
6	Haziran 2016	30	A09	2	12	2	2.0513
7	Temmuz 2016	31	A09	4	20	5	1.4410
8	Ağustos 2016	31	A09	5	18	4	1.2843
9	Eylül 2016	30	A09	3	30	4	1.9416
10	Ekim 2016	31	A09	4	26	4	2.0959
11	Kasım 2016	30	A09	3	14	4	3.1985
12	Aralık 2016	31	A09	4	12	3	2.9217
13	Ocak 2017	31	C02	4	10	---	3.4762
14	Şubat 2017	28	A09	4	28	5	2.5364
15	Mart 2017	31	A09	5	13	4	2.9078
16	Nisan 2017	30	A09	3	30	3	3.8427
17	Mayıs 2017	31	A09	4	12	5	2.8369
18	Haziran 2017	30	A09	3	29	5	1.2061
19	Temmuz 2017	31	A09	3	18	5	1.2445
20	Ağustos 2017	31	A09	2	23	5	1.6566
21	Eylül 2017	30	A09	5	24	2	2.1012
22	Ekim 2017	31	C02	4	18	---	1.6795
23	Kasım 2017	30	A09	5	20	4	2.5264
24	Aralık 2017	31	A09	5	16	2	2.4274
25	Kış 2016	91	A09	5	30	4	3.5254
26	İlkbahar 2016	92	A09	5	20	4	4.0637
27	Yaz 2016	92	A09	2	22	5	1.8268
28	Sonbahar 2016	91	A09	3	30	3	2.6755
29	Kış 2017	90	A09	5	28	3	3.2950
30	İlkbahar 2017	92	A09	3	21	5	3.6045
31	Yaz 2017	92	A09	2	23	5	1.4792
32	Sonbahar 2017	91	A09	5	28	4	2.5413

Tablo 4.2 ile verilen ve birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modellerine ilişkin öngörü performanslarını içeren bulgular ele alındığında; SC93 öngörü modeli, 2016 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlerinin yalnızca birinde (*Çözümleme: 11 / Dönem: Kasım 2016*) en iyi öngörü performansına sahipken, bir diğerinde ise (*Çözümleme: 10 / Dönem: Ekim 2016*) bu unvanı C96 öngörü modeli ile paylaşmaktadır. Ayrıca, C96 bulanık zaman serisi öngörü modeli 2016 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlerinin yedisinde (*Çözümleme: 1-6;9 / Dönem: Ocak-Haziran 2016; Eylül 2016*), H01o modeli ise üçünde yedisinde (*Çözümleme: 7;8;12 / Dönem: Temmuz 2016; Ağustos 2016; Aralık 2016*) en iyi öngörü performansını sergilemiştir. 2017 yılına ait 12 aya ilişkin çözümler incelenildiğinde ise; SC93 öngörü modeli iki (*Çözümleme: 16;23 / Dönem: Nisan2017; Kasım 2017*), C96 modeli altı (*Çözümleme: 13;14;18;21;22;24 / Dönem: Ocak2017; Şubat 2017; Mayıs 2017; Haziran 2017; Eylül 2017; Ekim 2017; Aralık 2017*) ve H01o iki (*Çözümleme: 19;20 / Dönem: Temmuz2017; Ağustos 2017*) aya ilişkin çözümlerinde en iyi öngörü performansları sergilerlerken, birer çözümlerde C96 ve H01d (*Çözümleme: 15 / Dönem: Mart2017*) ile SC93 ve C96 (*Çözümleme: 17 / Dönem: Mayıs2017*) en üstün öngörü modeli olma unvanını paylaşmaktadırlar. Ayrıca, 2016 yılına ait 4 mevsimin tamamına ilave olarak, 2017 yılı *Kış* ve *Sonbahar* mevsimleri için de C96 modeli en iyi öngörü performansını sergilerken, 2017 *İlkbahar* mevsimi için SC93, 2017 *Yaz* mevsimi için ise H01o modelleri en üstün öngörü performansını ortaya koymuşlardır.

Tablo 4.3 ile verilen ve yüksek dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli olan C02 modeline ilişkin öngörü performanslarını içeren bulgular ele alındığında; 2016 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlerinin dördünde (*Çözümleme: 3;4;9;11 / Dönem: Mart 2016; Nisan 2016; Eylül 2016; Kasım 2016*) en iyi öngörü performansı ikinci dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli ile elde edilirken, üçünde (*Çözümleme: 6;10;12 / Dönem: Haziran 2016; Ekim 2016; Aralık 2016*) dördüncü dereceden, birinde (*Çözümleme: 8 / Dönem: Ağustos 2016*) ise beşinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelleri en üstün öngörü performanslarını sergilemişlerdir. Bunun yanında, iki çözümler için (*Çözümleme: 1;2 / Dönem: Ocak 2016; Şubat 2016*) ikinci ve üçüncü ve ayrıca yine iki çözümler için (*Çözümleme: 5;7 / Dönem: Mayıs 2016; Temmuz 2016*) ikinci, üçüncü ve dördüncü

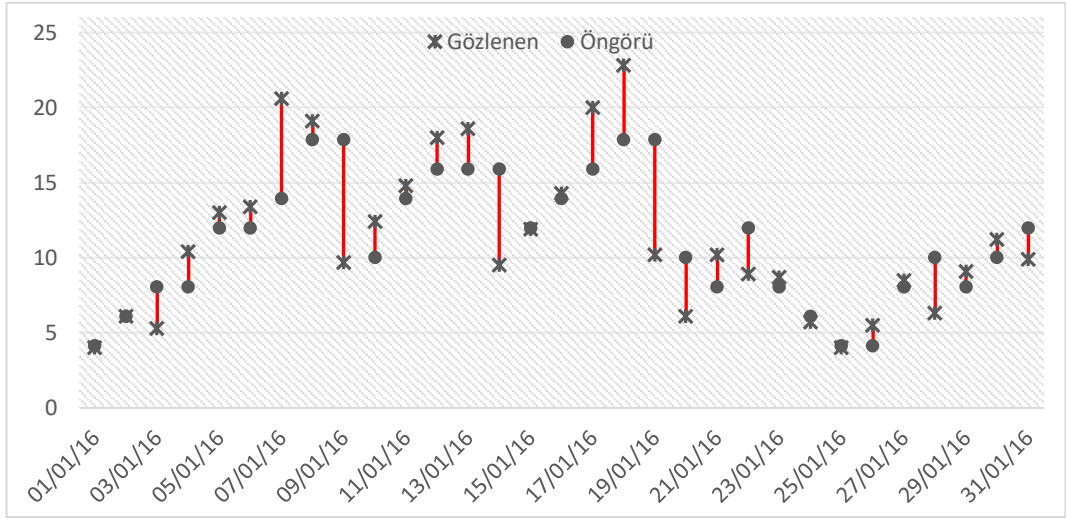
dereceden öngörü modelleri aynı en iyi öngörü performansına sahip olmuşlardır. 2017 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlenmeler incelendiğinde ise; çözümlenmelerin üçünde (Çözümleme: 14;19;23 / Dönem: Şubat 2017; Temmuz 2017; Kasım 2017) en iyi öngörü performansı ikinci dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli ile elde edilirken, dördünde (Çözümleme: 13;17;18;22 / Dönem: Ocak 2017; Mayıs 2017; Haziran 2017; Ekim 2017) dördüncü, birinde (Çözümleme: 15 / Dönem: Mart 2017) ise beşinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelleri en üstün öngörü performanslarını sergilemişlerdir. Ayrıca dört çözümleme için (Çözümleme: 16;20;21;24 / Dönem: Nisan 2017; Ağustos 2017; Eylül 2017; Aralık 2017) ise ikinci ve üçüncü dereceden öngörü modelleri aynı en iyi öngörü performansına sahip olmuşlardır. CO2 bulanık zaman serisi öngörü modeline ait Mevsimsel çözümleme performansları incelendiğinde ise; Kış 2016 ve Yaz 2017 için ikinci, İlkbahar 2016 için üçüncü, Yaz 2016, Sonbahar 2016 ve Kış 2017 için dördüncü ve nihayet İlkbahar 2017 ve Sonbahar 2017 için de beşinci dereceden öngörü modellerinin en iyi performanslara sahip olduğu görülür.

Tablo 4.4 ile verilen ve yüksek dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli olan A09 modeline ilişkin öngörü performanslarını içeren bulgular ele alındığında; 2016 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlenmelerin yalnızca birinde (Çözümleme: 6 / Dönem: Haziran 2016) en iyi öngörü performansı ikinci dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli ile elde edilirken, üçünde (Çözümleme: 2;9;11 / Dönem: Şubat 2016; Eylül 2016; Kasım 2016) üçüncü dereceden, dördünde (Çözümleme: 5;7;10;12 / Dönem: Mayıs 2016; Temmuz 2016; Ekim 2016; Aralık 2016) üçüncü dereceden ve nihayet dördünde (Çözümleme: 1;3;4;8 / Dönem: Ocak 2016; Mart 2016; Nisan 2016; Ağustos 2016) ise beşinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelleri en üstün öngörü performanslarını sergilemişlerdir. 2017 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlenmeler incelendiğinde ise; çözümlenmelerin yalnızca birinde (Çözümleme: 20 / Dönem: Ağustos 2017) en iyi öngörü performansı ikinci dereceden bir bulanık zaman serisi öngörü modeli ile elde edilirken, üçünde (Çözümleme: 16;18;19 / Dönem: Nisan 2017; Haziran 2017; Temmuz 2017) üçüncü, ikisinde (Çözümleme: 14;17 / Dönem: Şubat 2017; Mayıs 2017) dördüncü ve nihayet dördünde (Çözümleme: 15;21;23;24 / Dönem: Mart 2017; Eylül 2017; Kasım 2017;

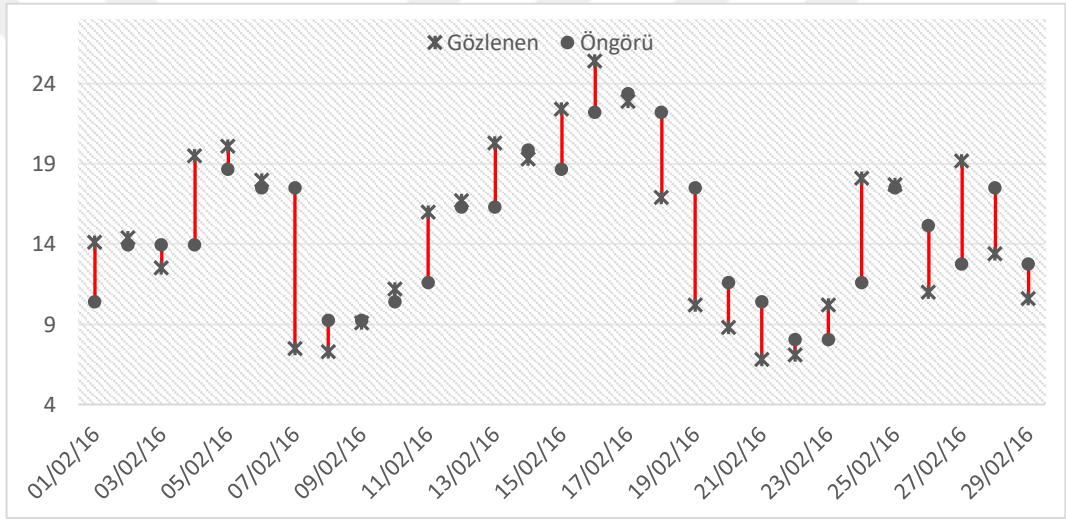
*Aralık 2017*) ise beşinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelleri en üstün öngörü performanslarını sergilemişlerdir. A09 bulanık zaman serisi öngörü modeline ait Mevsimsel çözümlene performansları incelendiğinde ise; *Yaz 2016* ve *Yaz 2017* için ikinci, *Sonbahar 2016* ve *İlkbahar 2017* için üçüncü ve nihayet *Kış 2016*, *İlkbahar 2016*, *Kış 2017* ve *Sonbahar 2017* için de beşinci dereceden öngörü modellerinin en iyi performanslara sahip olduğu görülür.

Toplam 32 farklı çözümlene için elde edilen en iyi öngörü performanslarının dağılımı hakkında bilgi sunan Tablo 4.5 incelendiğinde, 2016 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlenelerin tamamında en iyi öngörü performansına sahip yöntemin, bir yüksek dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli olan A09 olduğu görülmektedir. Ayrıca, 2017 yılına ait 12 aya ilişkin çözümlenelerde, ikisi dışında (*Çözümlene: 13;22 / Dönem: Ocak 2017; Ekim 2017*) en iyi öngörü performansına sahip yöntemin, yine A09 olduğu görülmektedir. Hem 2016 hem de 2017 yıllarına ilişkin mevsimsel öngörüler içeren 8 çözümlene dikkate alındığında ise, A09 bulanık zaman serisi öngörü modelinin bu çözümlenelerin tamamında en üstün öngörü performansını sergilediği gözlemlenmiştir.

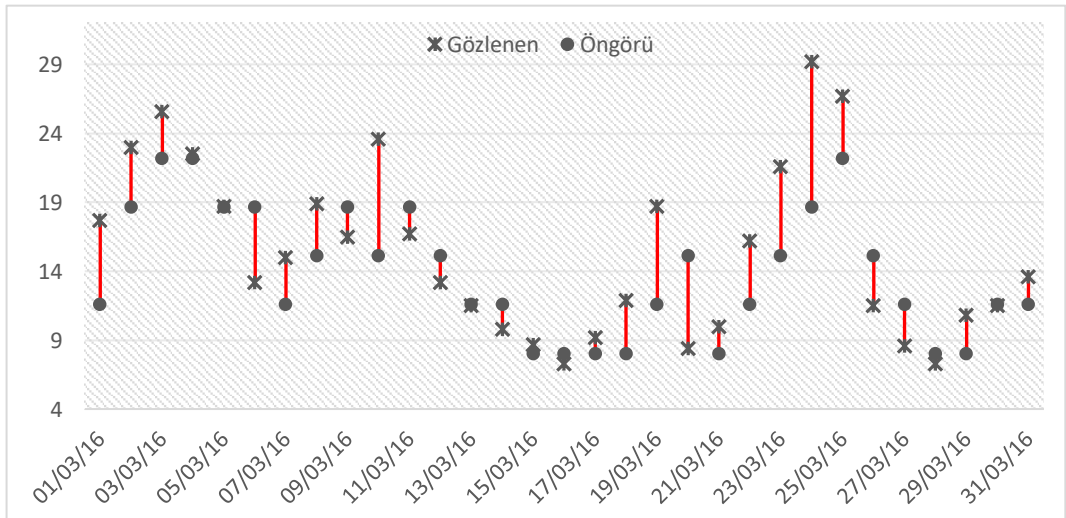
Yine tüm çözümleneler için elde edilen en iyi öngörü performanslarına ilişkin modellerin elde ettiği öngörüler ile hedeflenen test kümesi gözlemlerinin birlikte grafikleri Şekil 4.2-4.33 ile verilmiştir.



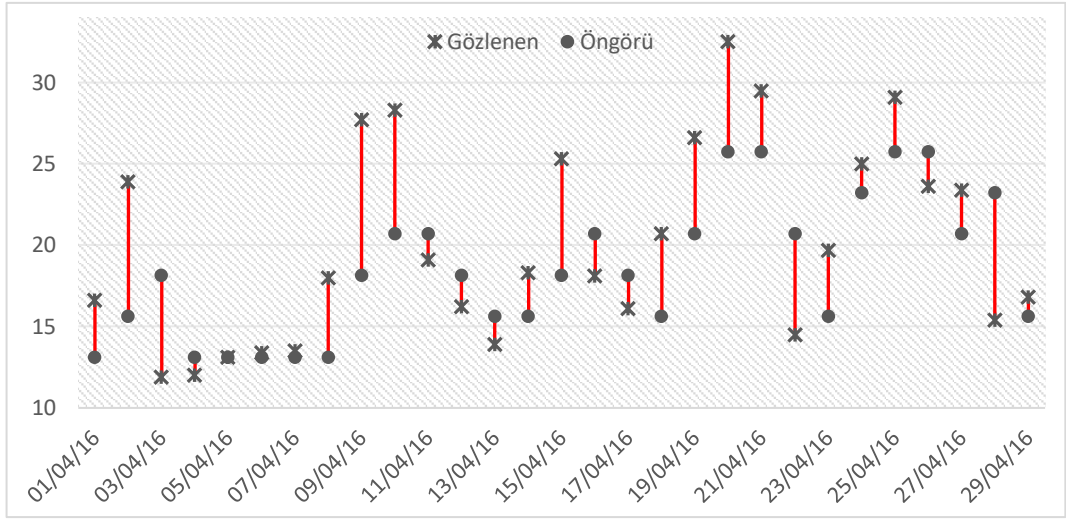
Şekil 4.2. Ocak 2016 gözlem ve öngörüler



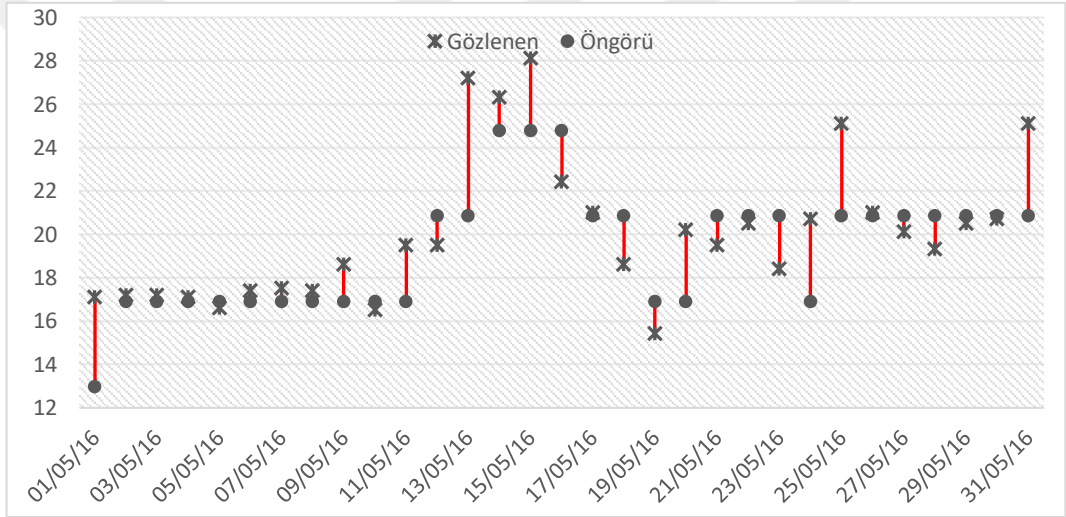
Şekil 4.3. Şubat 2016 gözlem ve öngörüler



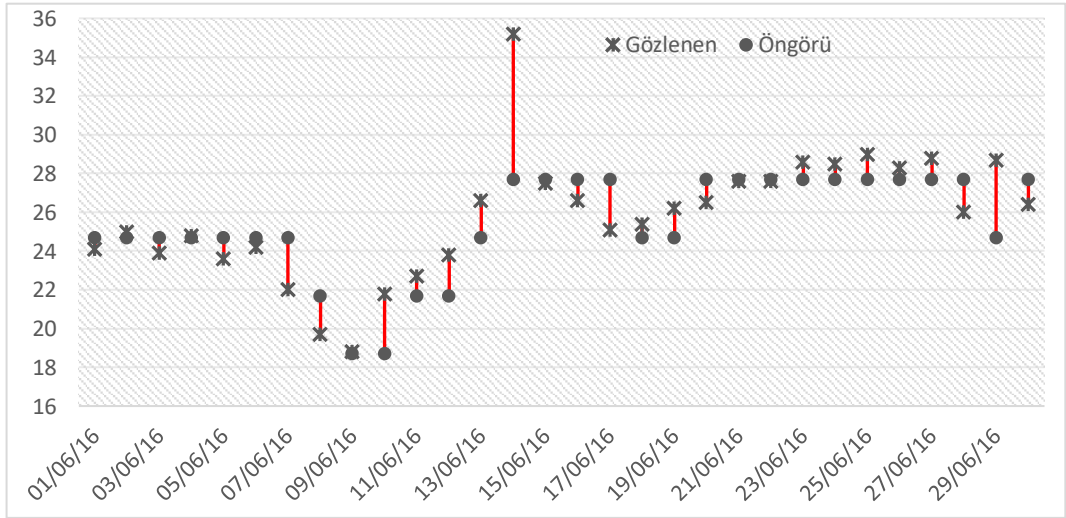
Şekil 4.4. Mart 2016 gözlem ve öngörüler



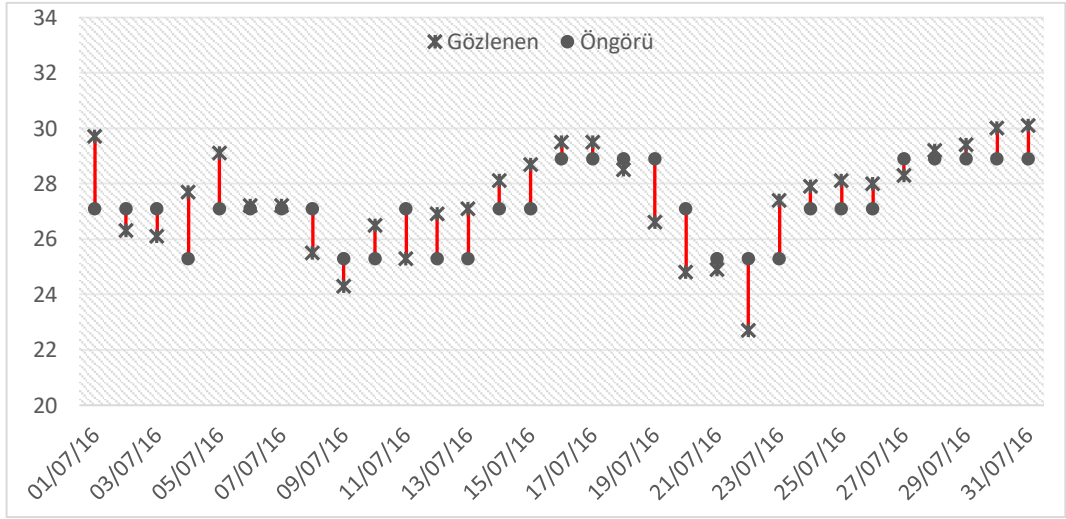
Şekil 4.5. Nisan 2016 gözlem ve öngörüler



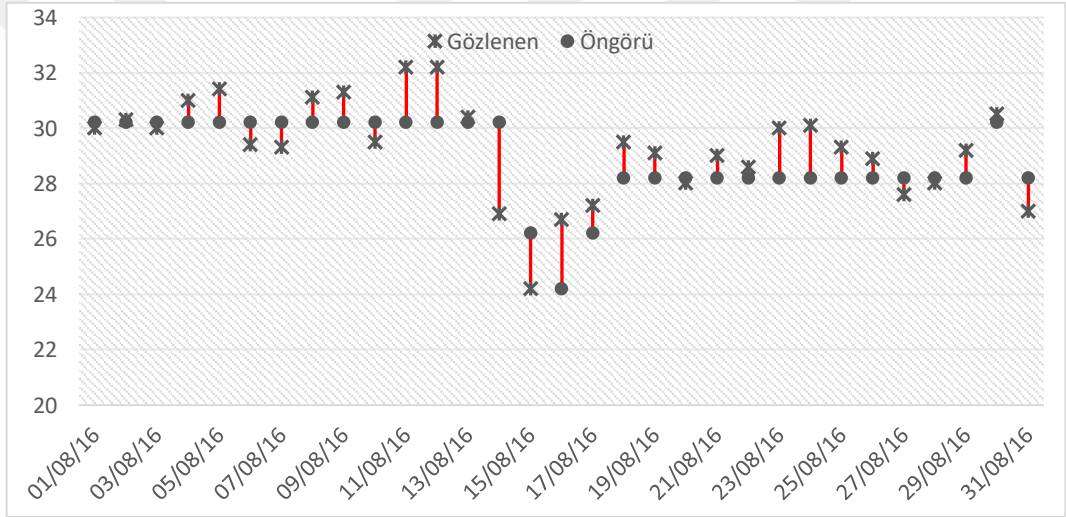
Şekil 4.6. Mayıs 2016 gözlem ve öngörüler



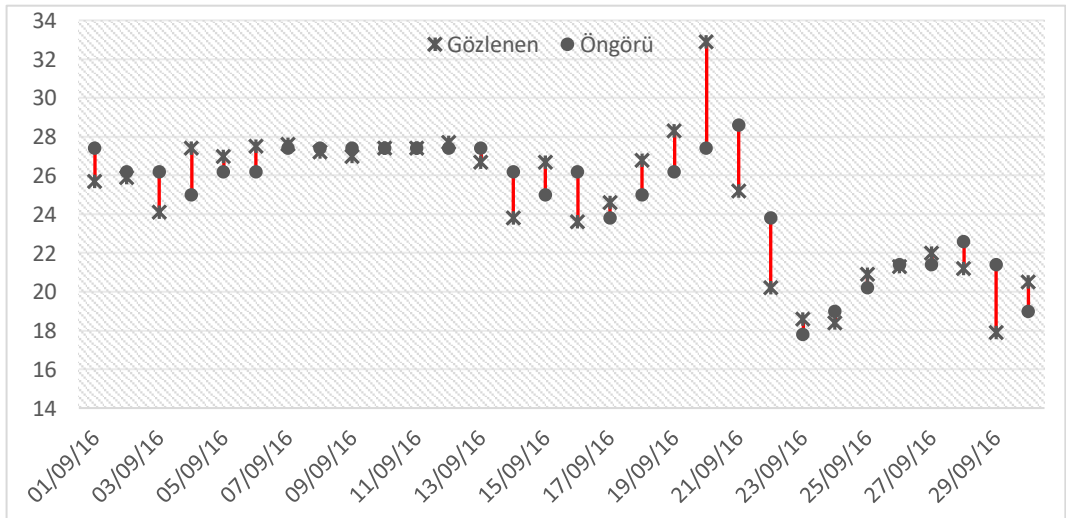
Şekil 4.7. Haziran 2016 gözlem ve öngörüler



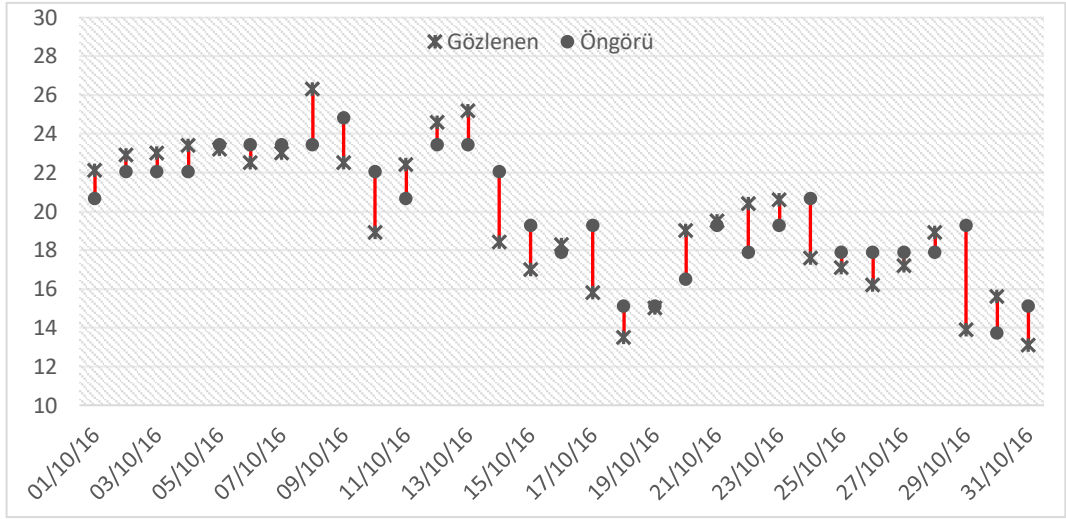
Şekil 4.8. Temmuz 2016 gözlem ve öngörüler



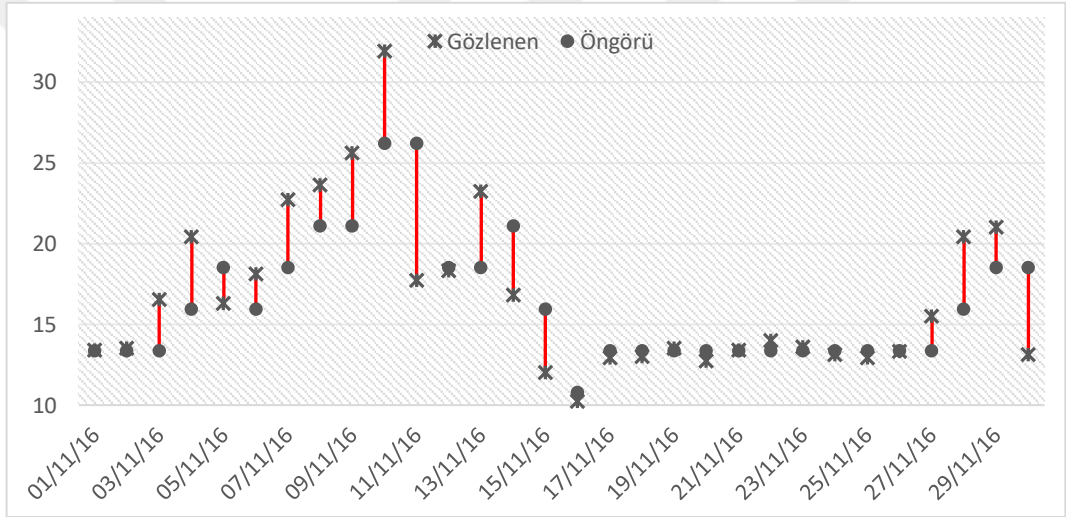
Şekil 4.9. Ağustos 2016 gözlem ve öngörüler



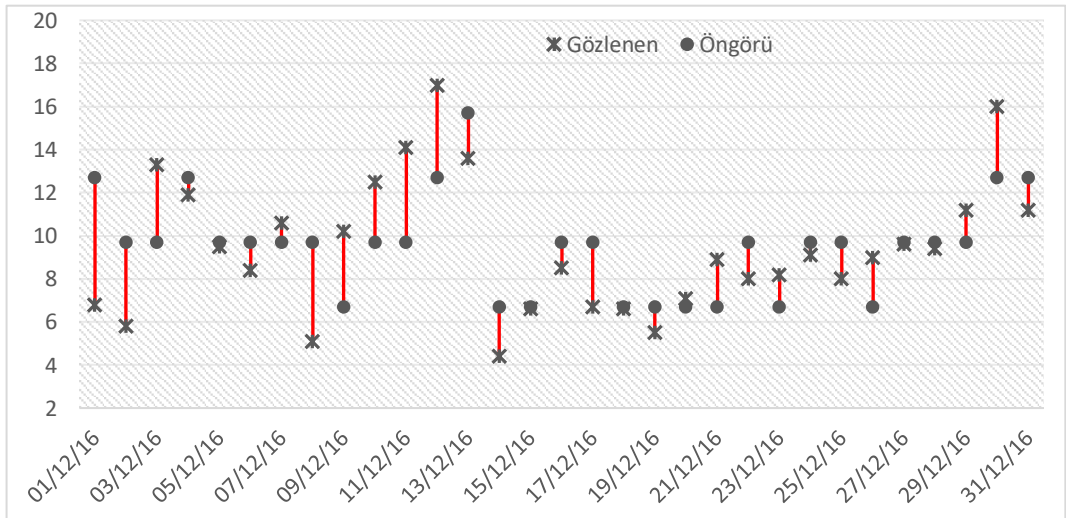
Şekil 4.10. Eylül 2016 gözlem ve öngörüler



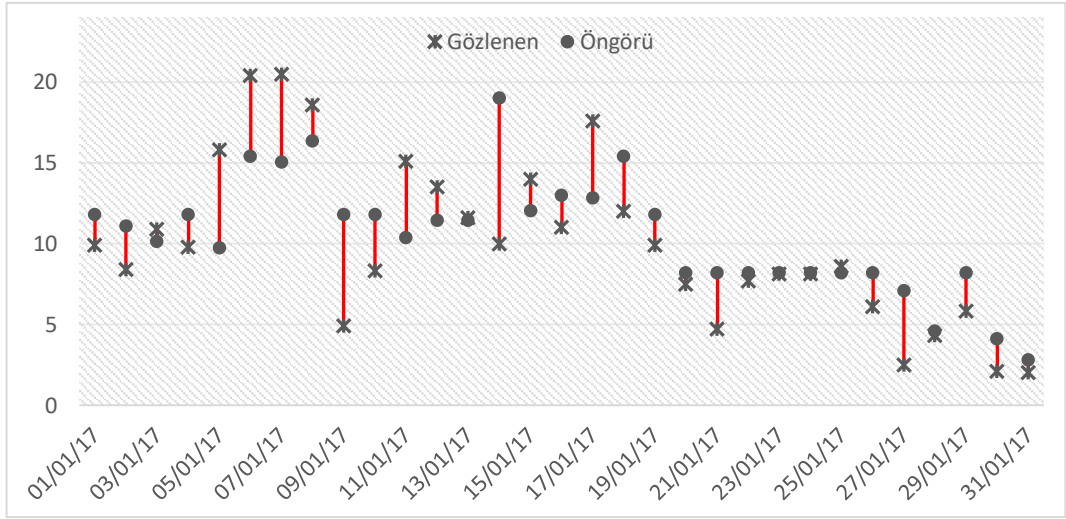
Şekil 4.11. Ekim 2016 gözlem ve öngörüler



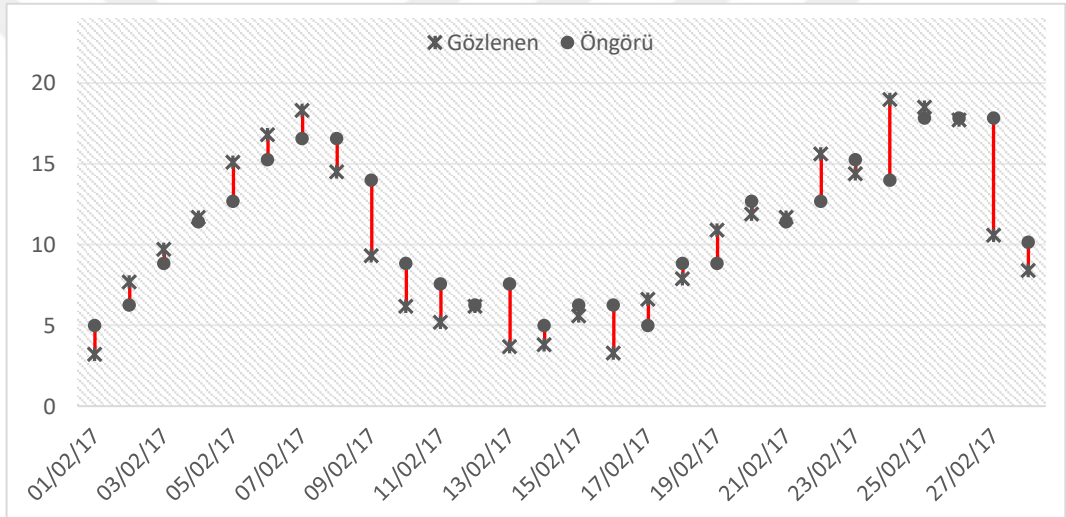
Şekil 4.12. Kasım 2016 gözlem ve öngörüler



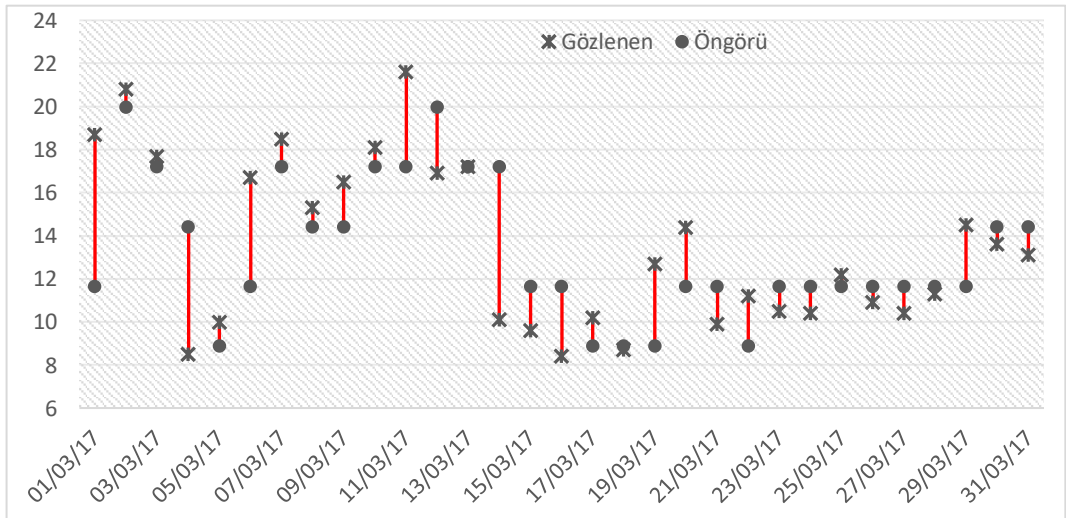
Şekil 4.13. Aralık 2016 gözlem ve öngörüler



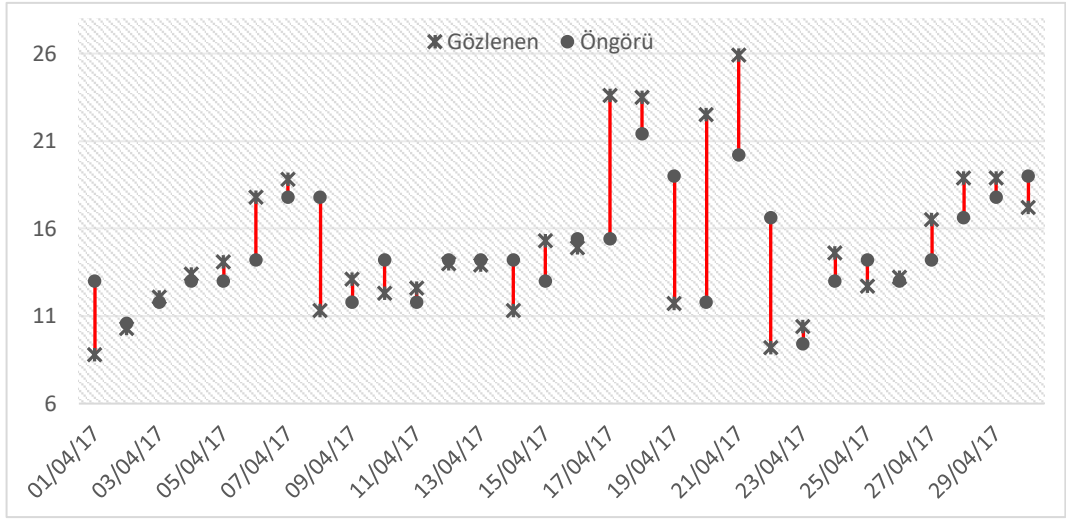
Şekil 4.14. Ocak 2017 gözlem ve öngörüler



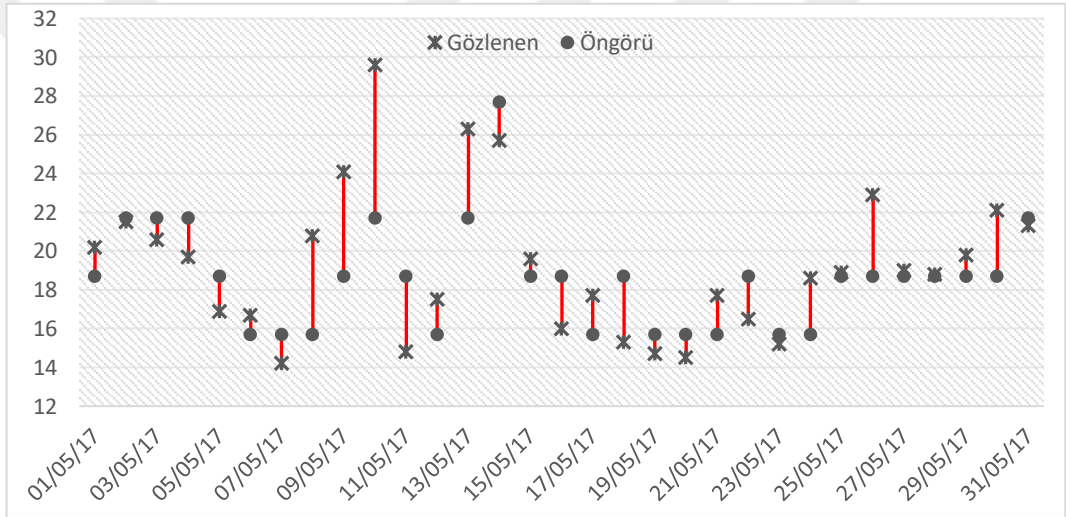
Şekil 4.15. Şubat 2017 gözlem ve öngörüler



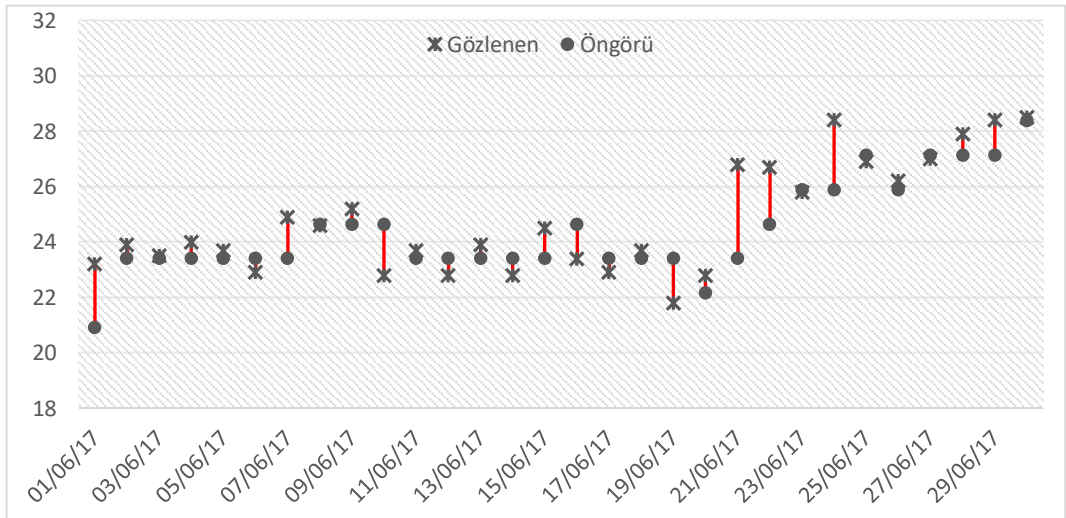
Şekil 4.16. Mart 2017 gözlem ve öngörüler



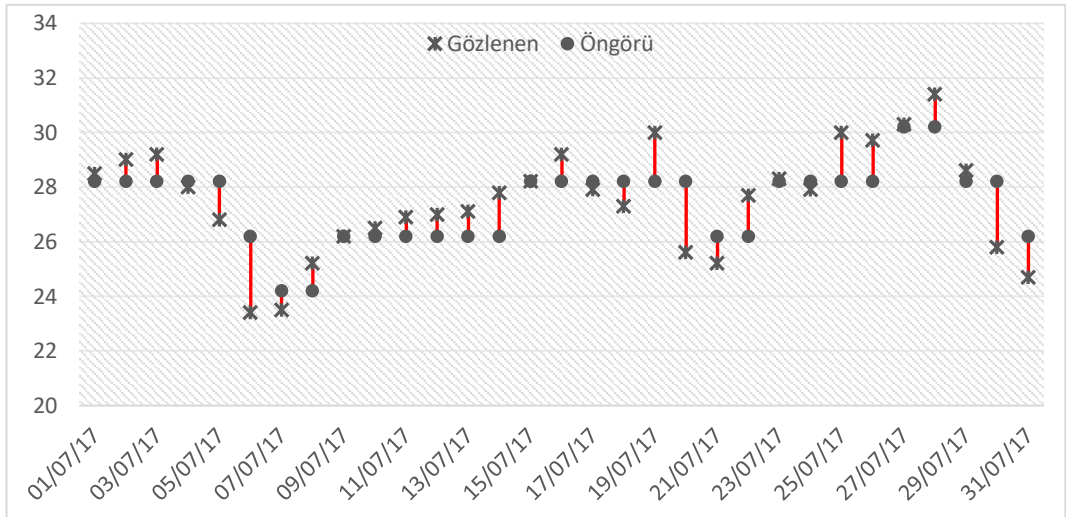
Şekil 4.17. Nisan 2017 gözlem ve öngörüler



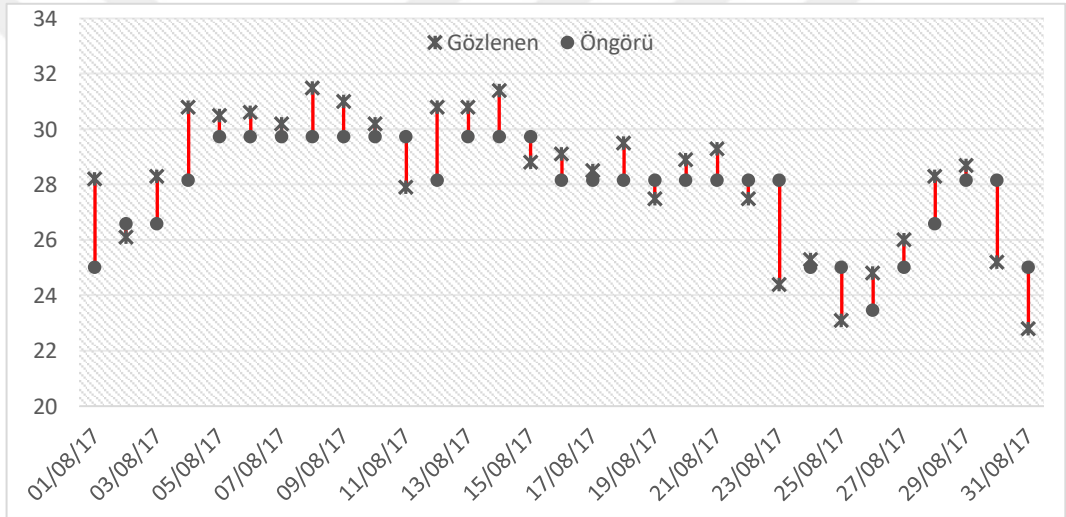
Şekil 4.18. Mayıs 2017 gözlem ve öngörüler



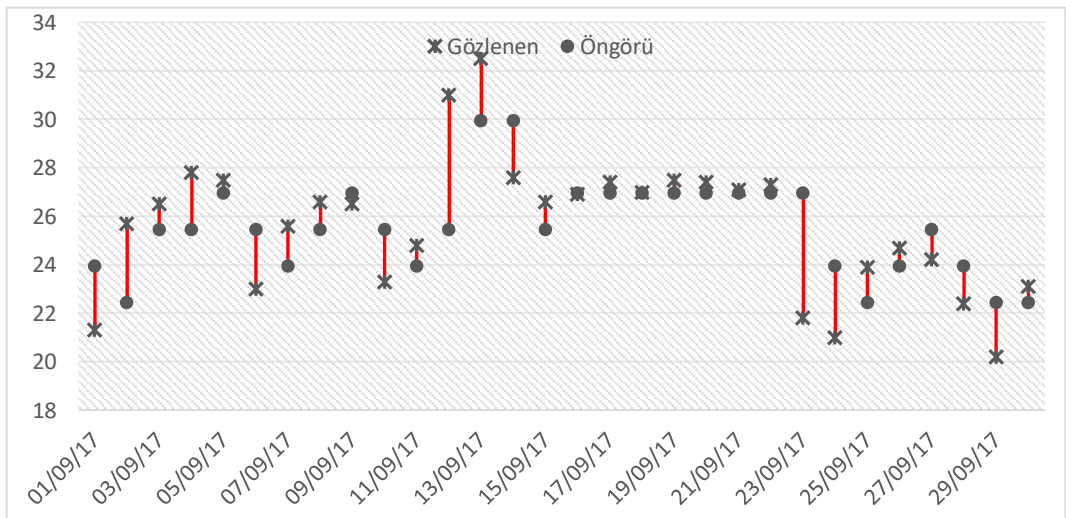
Şekil 4.19. Haziran 2017 gözlem ve öngörüler



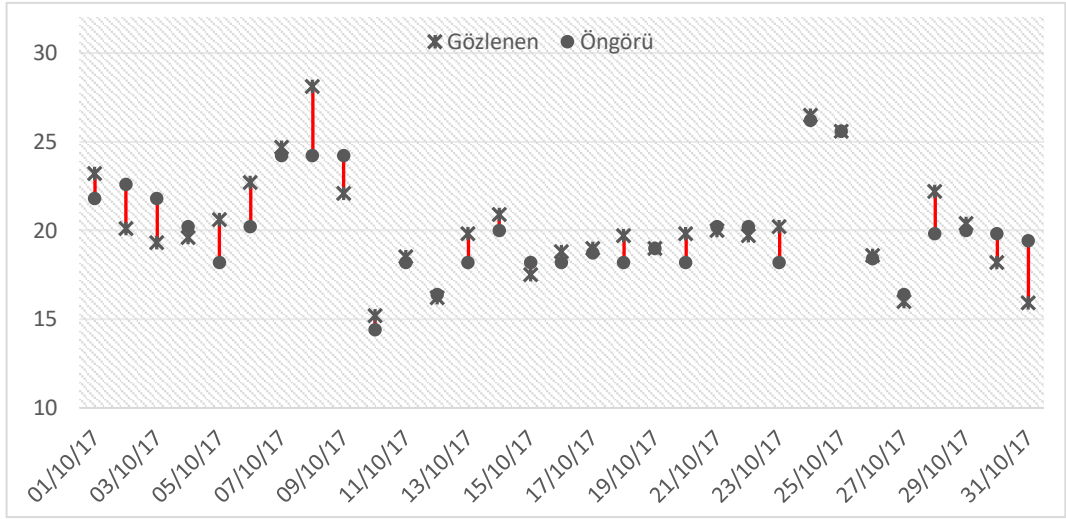
Şekil 4.20. Temmuz 2017 gözlem ve öngörüler



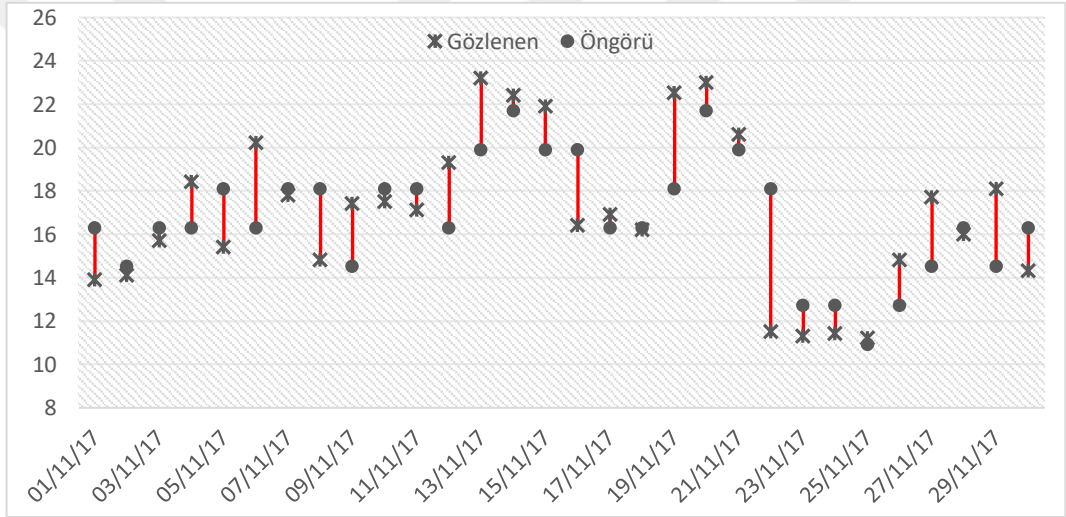
Şekil 4.21. Ağustos 2017 gözlem ve öngörüler



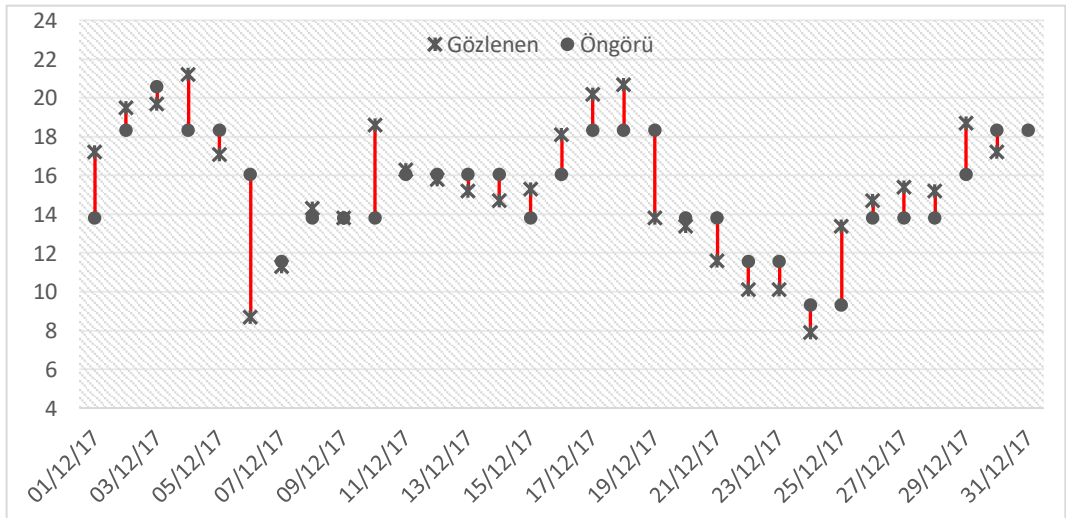
Şekil 4.22. Eylül 2017 gözlem ve öngörüler



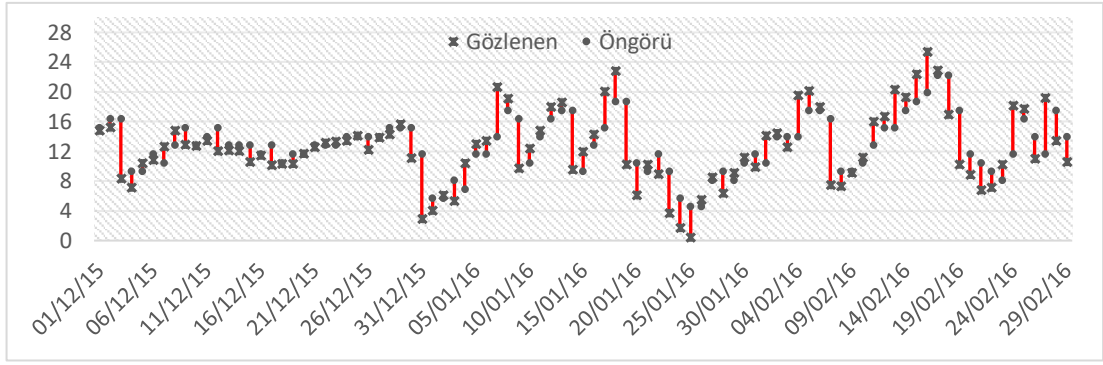
Şekil 4.23. Ekim 2017 gözlem ve öngörüler



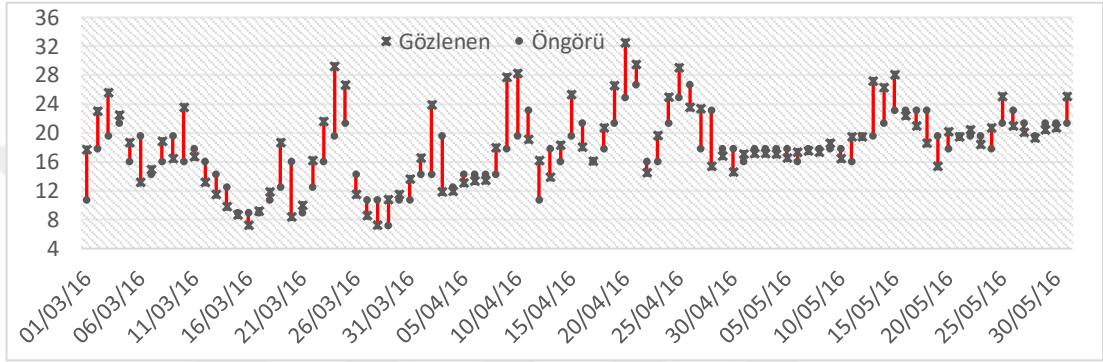
Şekil 4.24. Kasım 2017 gözlem ve öngörüler



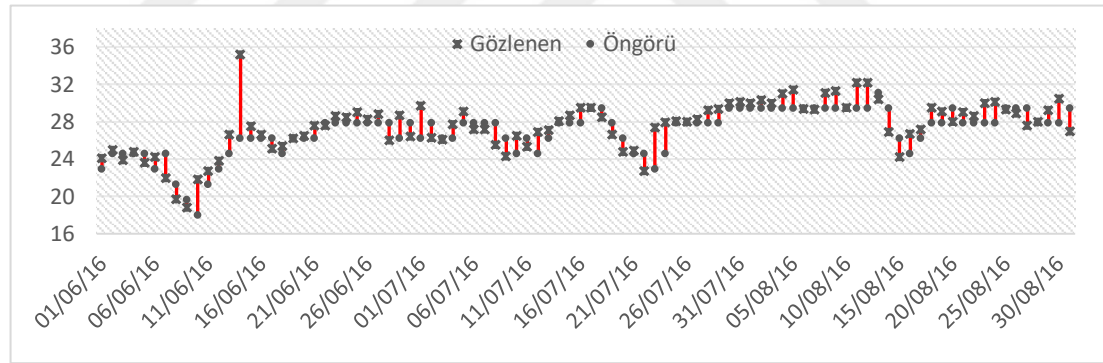
Şekil 4.25. Aralık 2017 gözlem ve öngörüler



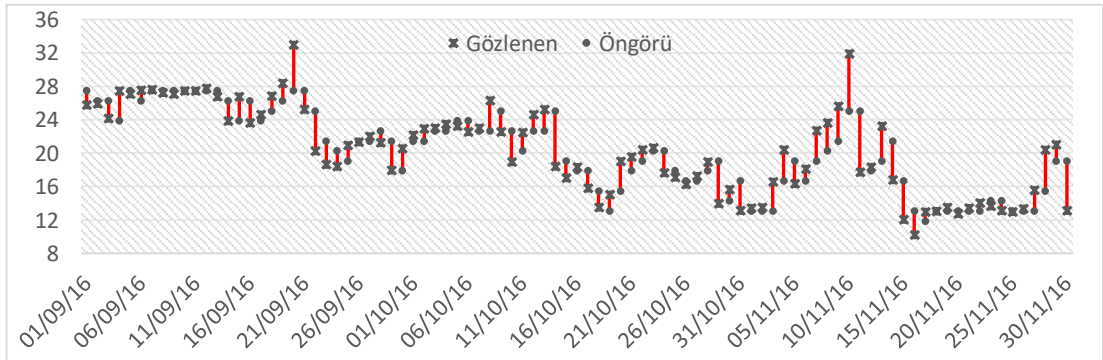
Şekil 4.26. Kış-2016 gözlem ve öngörüler



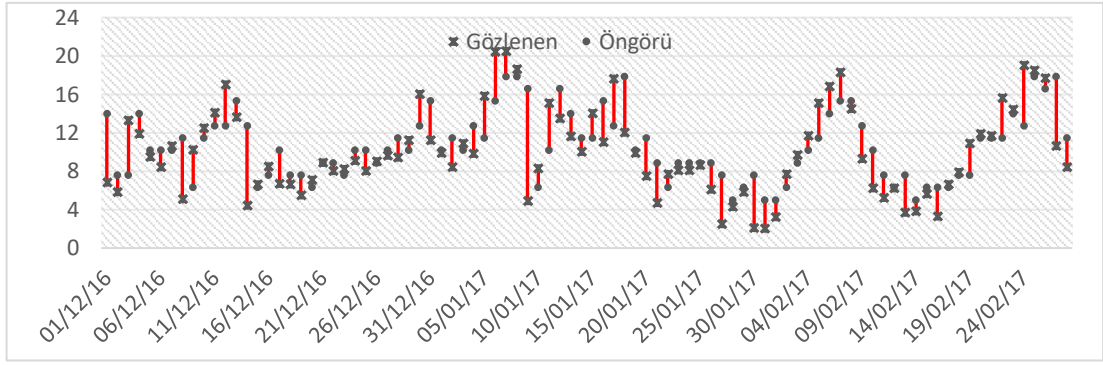
Şekil 4.27. İlkbahar-2016 gözlem ve öngörüler



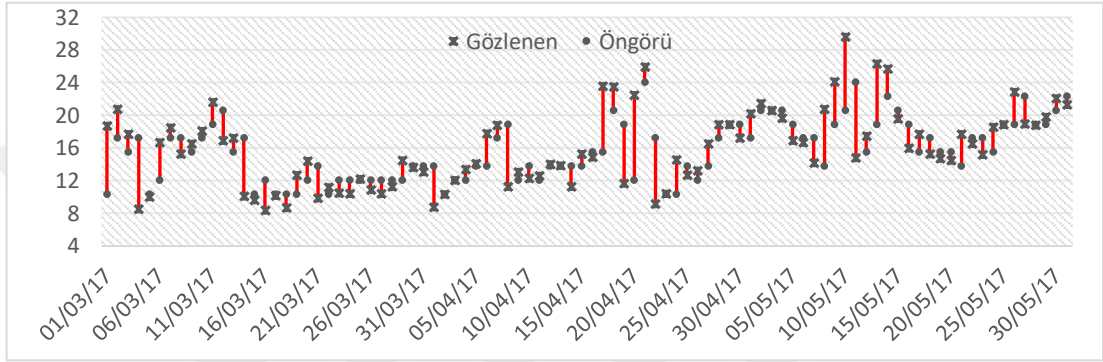
Şekil 4.28. Yaz-2016 gözlem ve öngörüler



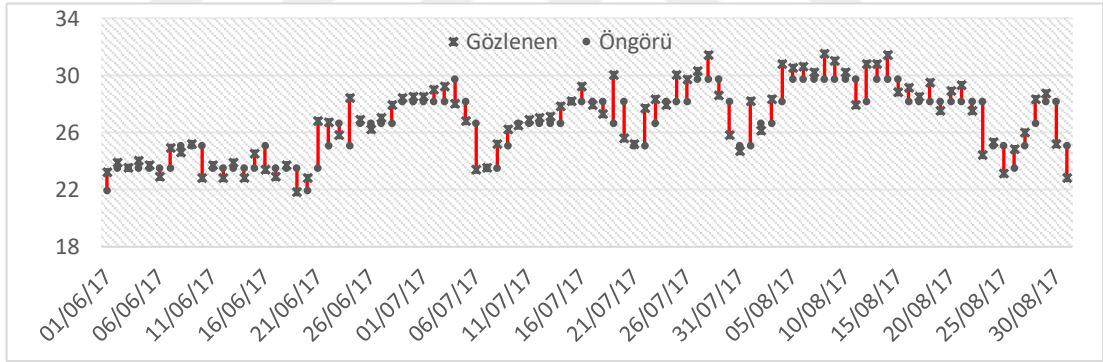
Şekil 4.29. Sonbahar-2016 gözlem ve öngörüler



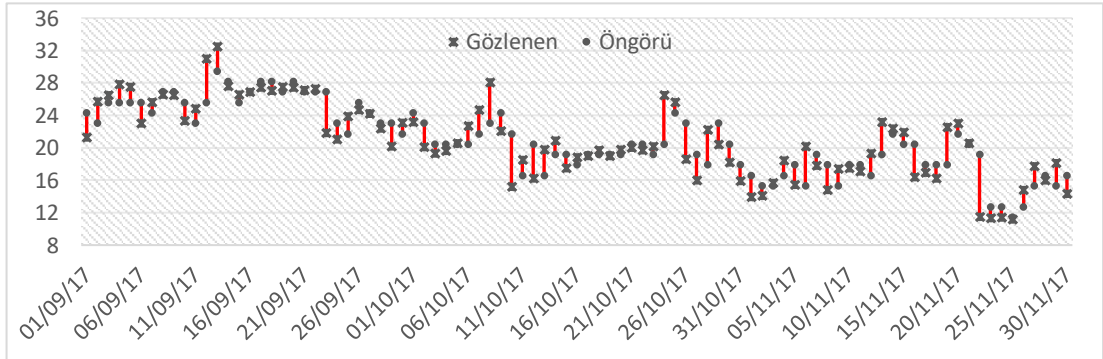
Şekil 4.30. Kış-2017 gözlem ve öngörüler



Şekil 4.31. İlkbahar-2017 gözlem ve öngörüler



Şekil 4.32. Yaz-2017 gözlem ve öngörüler



Şekil 4.33. Sonbahar-2017 gözlem ve öngörüler

Şekil 4.2-4.33 ile verilen grafikleri incelendiğinde, tüm çözümler sonucunda elde edilen öngörülerin hedeflenen gözlem değerleri ile uyumlu olduğu ve bu durumun çözümlerinde kullanılan bulanık zaman serisi öngörü modellerinin tatmin edici birer öngörü aracı olarak kullanılabileceğinin bir kanıtı olarak görülebilir.



## BÖLÜM 5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Birçok alanda karar vericiler için oldukça önemli bir problem olarak ele alınan zaman serisi öngörüsü için farklı yaklaşımlar ortaya atılmıştır. Bunlar olasılıksal ve olasılıksal olmayan zaman serisi öngörü modelleri olarak iki ana bölümde incelenebilir. Özellikler son yıllarda olasılıksal olmayan zaman serisi öngörü modelleri bilgisayar teknolojisinin de gelişimiyle birlikte yaygın ve başarıyla bu alanda kullanılmaktadır. Bulanık zaman serisi öngörü modelleri de olasılıksal olmayan ve bulanık mantığı temel alan bir öngörü model ailesi olarak görülebilir. Bulanık zaman serisi öngörü modelleri genel olarak bulanıklaştırma, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve berraklaştırma aşamalarından oluşur ve literatürde bu aşamaların, birinci ya da yüksek dereceden modellerin öngörü performansı üzerindeki etkisi çeşitli çalışmalarla ortaya konmuştur. Bu tez kapsamında, 2006-2017 yıllarına ait günlük olarak kaydedilen Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin farklı bulanık zaman serisi öngörü modelleri ile öngörülmüştür.

Çözümlemelerde, 2016 yılı Ocak ayından başlamak ve 2017 Aralık ayında tamamlanmak üzere toplam 24 aya ilişkin Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı ayrı ayrı test kümesi olarak alınarak tahmin edilmiştir. Bunun dışında, 2016 ve 2017 yıllarına ait Kış, İlkbahar, Yaz ve Sonbahar mevsimlerini kapsayacak şekilde toplam sekiz adet üçer aylık periyoda ilişkin Giresun ili günlük maksimum hava sıcaklığı tahmini gerçekleştirilmiştir.

Böylece gerçekleştirilen toplam 32 çözülemeye ilişkin elde edilen sonuçlar bir bütün olarak ele alındığında, özellikle Yüksek dereceli modellerin Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin çözümlenmesinde daha iyi öngörü sonuçları ürettiği görülmekle birlikte, özellikle bulanık ilişkilerin yapay sinir ağları ile belirlendiği yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelinin üstün öngörü performansı ile diğer tüm modellerden ayrıştığı gözlenmiştir. Yapay sinir ağlarının bulanık ilişkilerin belirlenmesinde kullanıldığı yüksek dereceli model toplamda

gerçekleştirilen 32 çözümlemenin 29 tanesinde en üstün öngörü performansını sergilemiştir. Ayrıca, yine 32 çözümlemenin biri dışında tümünde yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelleri en iyi öngörü sonuçlarını üretmişlerdir. Bu bakımdan, gene bir değerlendirmeye Giresun ili maksimum hava sıcaklık verilerinin çözümlenmesinde yüksek dereceli ve bulanık ilişkilerin YSA ile belirlendiği bir bulanık zaman serisi öngörü model olan A09 modelinin uygun ve tatmin edici bir öngörü aracı olarak kullanılabileceği söylenebilir.



## 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.
- Alpaslan F., Cagcag Ö., Aladag C.H., Yolcu U., Egrioglu E., A Novel Seasonal Fuzzy Time Series Method, FUZZYSS'11: The Second International Fuzzy Systems Symposium, Proceeding Book, Editors : C. Gokceoglu, H. C. Aladag, A. Akgun , Page: 50-55.,2011.
- Butraniu, D., Klement, E.P., 1992. Fuzzy Eproach to Reasoning and Decision Making. *Academia*, s:90, , Prague
- 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*, 33, 1-16.
- Cheng, C.-H., Cheng, G.-W., Wang, J.-W., 2008. Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering. *ExpertSystemswith Applications*, 34, 1235- 1242.
- Davari, S., Zarandi, M.H.F., Turksen, I.B., 2009. An Improved fuzzy time series forecasting model based on particle swarm intervalization, The 28th North American Fuzzy Information Processing Society Annual Conferences (NAFIPS 2009), Cincinnati, Ohio, USA, June 14-17.
- Dubois, D., Prade, H., 1980. Fuzzy sets and systems: theory and applications. *Academic press*, s:10,18, Boston.
- Egrioglu, E.,Aladag, C.H., Basaran, M.A., Uslu, V.R., Yolcu, U., 2011. A New Approach Based on the Optimization of the Length of Intervals in Fuzzy Time Series. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 22,15-19.
- Egrioglu, E.,Aladag, C.H., Basaran, M.A., Uslu, V.R., Yolcu, U., 2011. A New Approach Based on the Optimization of the Length of Intervals in Fuzzy Time Series. *Journal of Intelligent and FuzzySystems*, 22,50-52.

- Egrioglu, E., Aladag, C.H., Yolcu, U., Uslu, V.R., Basaran, M.A., 2010. Finding an optimal interval length in high order fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 37, 5052-5055.
- Egrioglu, E., Aladag, C.H., Yolcu, U., Uslu, V.R., Basaran, M.A., 2009a. A new approach based on artificial neural Networks for high order multivariate fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 36, 10589-10594.
- Elmas, Ç., 2003. *Bulanık Mantık Denetleyiciler*. Seçkin Yayıncılık, 230s, Ankara.
- Ertuğrul H., Öztaş T. 2016, Talep Tahminlerinde Bulanık Zaman Serilerinin Kullanılmasına Yönelik İşletme Uygulaması, *KMÜ Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 18(30):135-149.
- Huang, K., 2001. Effective length of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123, 387-394.
- Huang, K., Yu, H.-K., 2006b. The application of neural Networks to forecast fuzzy time series. *Physica A*, 363, 481-491.
- J. Sullivan, W.H. Woodall, A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling, *Fuzzy Sets Syst.* 64 (3) (1994) 279–293.
- Jamshidi, M., 1997. *Large scale systems: modeling, control and fuzzy logic*. Prentice Hall, s:498,507, New Jersey.
- Kaprycz, J., 1997. *Multistage Fuzzy Control: A Model-Based Approach to Fuzzy Control and Decision Making*. John Wiley & Sons, s:32, Chichester.
- Kerre, E.E., Scooten, A.V., 1988. “A deeper look on fuzzy number from a theoretical as well as from practical point of view”, Gupta, M.M., Yakamakawa, T. (ed), *Fuzzy logic in knowledge-based systems, decision and control*. Elsevier, s:184, Amsterdam.
- Koçak Cem, *Bulanık Zaman Serileri Öngörüsü İçin Yeni Bir Model Sınıfı*, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 2011.
- Klir, G., Yuan, B., 1995. *Fuzzy Set and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.
- Klir, G.J., Folger, T.A., 1998. *Fuzzy Sets, Uncertainty and Information*. Prentice Hall, s:38, , New Jersey.

- Kuo, I.-H., Horng, S.-J., Kao, T.-W., Lin, T.-L., Lee, C.-L., Pan, Y., 2009. An improved method for forecasting enrollments based on fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with application*, 36, 6108-6117.
- Lai, Y.J., Hwang, C.L., 1992. *Fuzzy mathematical programming: methods and applications*. Springer-Verlag, s:61, Heidelberg.
- Li, H.X., Yen, V.C., 1995. *Fuzzy sets and fuzzy decision making*. Cec Press, s:15, Boca Raton.
- Li, S.-T., Cheng, Y.-C., Lin, S.-Y., 2008. A FCM-based deterministic forecasting model for fuzzy time series. *Computers and Mathematics with Applications*, 56, 3052- 3063
- Lin, C.T., Lee, C.S.G., 1996. *Neural fuzzy systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*. Prentice Hall, s:12,14,29, New Jersey.
- Ovchinnikov, S., 1987. *Optimization Models Using Fuzzy Sets and Possibility Theory*. Kluwer Academic Publishers, s:93, , Dordecht.
- Özkan, M.M., 2003. *Bulanik hedef programlama*. Ekin Kitapevi, 288s, Bursa.
- Pedrycz, W., Gomide, F., 1998. *An introduction to fuzzy sets, analysis and design*. Mit Press Cambridge, s:135, Massachusetts.
- Sun, W., Yuan Y-X., 2006. *Optimization theory and methods*. Springer Science+Business Media, s:362-372, New York.
- Song, Q.,Chissom, B.S., 1993a. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*, 54,269-277.
- Song, Q.,Chissom, B.S., 1993b. Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part I. *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 1-10.
- Song, Q.,Chissom, B.S., 1994. Forecasting enrollments with fuzzy time series- Part II. *Fuzzy Sets and Systems*, 62, 1-8.
- Song, Q., 1999. Seasonal forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems*, 107(2), 235.
- Tsoukalas, L.H., Uhrig, R.E., 1997. *Fuzzy and neural approaches in engineering*. John Wiley & Sons, s:16,30,38 New York.
- Uslu V.R., Aladağ C.H., Yolcu U., Eğrioğlu E. (2010). A new hybrid approach for forecasting a seasonal fuzzy time series, *International Symposium Computing Science and Engineering ProceedingBook*, 1152-1158.

- Yolcu, U., 2011. Bulanık Zaman Serilerinde Çok Değişkenli Çözümleme. Doktora Tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Samsun, 78s.
- Yolcu, U., Aladag, C.H., Egrioglu, E., Uslu, V.R., 2011. Time-series forecasting with a novel fuzzy time series approach: an example for İstanbul stock market. Journal of Statistical Computation and Simulation, DOI:10.1080/00949655.2011.63000.
- Yolcu, U., Egrioglu, E., Uslu, V.R., Basaran, M.A., Aladag, C.H., 2009. A New Approach for Determining the Length of Intervals for Fuzzy Time Series. Applied Soft Computing, 9,647-651.
- Yu, T.H.-K., Huarng, K.-H., 2010. A neural network- based fuzzy time series model to improve forecasting. Expert Systems with application, 37, 3366-3372.
- Wang, L.X., 1997. A course in fuzzy systems and control. Prentice Hall, s:368,370, New Jersey.
- Wang, Z., Klir, G.J., 1992. Fuzzy measure theory. Plenum Press, s:215, New York.
- Zadeh L.A., 1965. FuzzySets, Informand Control, 8,338-353.
- Zimmermann, H.J., 1993. Fuzzy sets, decision making and expert systems. Kluwer Academic Publishers, s:11, Boston.

## ÖZGEÇMİŞ

Yağmur BAŞ, 14 Eylül 1994 tarihinde Trabzon'da doğmuştur. 2008-2012 yılları arasında Çorlu Mimar Sinan Anadolu Lisesi'nde lise öğrenimini tamamlamıştır. 2012 yılında başladığı Karadeniz Teknik Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümünü 2016 yılında bitirmiş ve ücretli öğretmenliğe başlamıştır. 2018 yılı bahar dönemi Giresun Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik ABD Yüksek Lisans programına başlamıştır. 2016 yılında İngilizce öğretmeni olarak çalışmaya başladığı okulda halen İngilizce Öğretmeni olarak görev yapmaktadır.