

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

İSTATİSTİK VE BİLGİSAYAR BİLİMLERİ ANABİLİM DALI

**BULANIK MANTIK TABANLI TAHMİN MODELİ
VE
UYGULAMASI**




YÜKSEK LİSANS TEZİ

Eşref DENİZ

MUĞLA 2006

Prof. Dr. Mbariz EMİNOV danıřmanlıęında Eřref DENİZ tarafından hazırlanan bu alıřma, 03 / 07 / 2006 tarihinde ařaęıdaki jri tarafından İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri Anabilim Dalı'nda yksek lisans tezi olarak oybirlięi ile kabul edilmiřtir.

Bařkan : Prof. Dr. Mustafa DİLEK
ye : Prof. DR. Mbariz EMİNOV
ye : Prof. Dr. Novruz ALLAHVERDİ

İmza: 
İmza: 
İmza: 

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında bir Bulanık Tahmin Modeli kurulmuş ve bu model kullanılarak Türkiye'ye gelen turist sayısı tahmin edilmiştir.

Çalışmalarım sırasında yardımları esirgemeyip yolumu bulmama yardımcı olan değerli hocam Prof. Dr. Mübariz EMINOV'a teşekkürlerimi sunarım. Katkılarından değerli arkadaşlarım Araş. Gör. Nevin Güler'e, Okutman Murat Sakal'a ve Uzman Cüneyt Altunyaprak'a teşekkür ederim. Ayrıca hayata tutunarak yaşama azmi konusunda herkese örnek olan arkadaşım Okutman Hasan Yıldırım'a da sağlığına kavuşarak hepimizi mutlu ettiği için teşekkür ederim.

Son olarak da, maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen aileme de teşekkürlerimi sunarım

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	I
İÇİNDEKİLER	II
ÖZET	IV
ABSTRACT	VI
ŞEKİLLER DİZİNİ	VII
TABLolar/ÇİZELGELER DİZİNİ	VIII
SEMBOLLER ve KISALTMALAR DİZİNİ	IX
1. GİRİŞ	1
2. TAHMİN KAVRAMI	3
2.1 Geleneksel Tahmin Kavramını Giriş.....	3
2.2 Tahmin Metot Çeşitleri.....	4
2.2.1 Nitel tahmin metotları.....	4
2.2.2 Nicel tahmin metotları.....	6
2.3 Zaman Serileri Yöntemi ve Tahminler.....	9
2.4 Tahmin Modellerinin Doğruluklarının Ölçülmesi.....	12
2.4.1 Tahmin hatasının tanımı.....	12
2.4.2 Tahmin doğruluğunu ölçmek için kullanılan istatistiksel metotlar.....	12
2.5 Bir Tahmin Modeli Kurarken İzlenmesi Gereken Görev Sırası.....	14
2.6 Uygun Tahmin Modelinin Seçilmesi.....	15
3. BULANIK MANTIK KAVRAMINA GENEL BİR BAKIŞ	16
3.1 Bulanıklık Kavramına Giriş.....	16
3.2 Bulanık Kümeler.....	17
3.2.1 bulanık kümelerin gösterimi.....	19
3.3 Bulanık Sistemler, Karmaşıklık ve Belirsizlik.....	21
3.4 Bulanıklık ve Olasılık.....	23
3.5 Bulanık Mantığın Uygulandığı Durumlar.....	25
3.6 Bulanık Sistemin Uygulama Alanları.....	26
3.7 Esnek Hesaplama Teknikleri.....	27
4. BULANIK TAHMİN MODELLERİ	29
4.1 Bulanık Tahmin Modellerine Giriş.....	29
4.2 Bulanık Delphi Metodu.....	30
4.3 Bulanık Zaman Serileri.....	31
4.3.1 Bulanık kümeler ve bulanık zaman serileri.....	32
4.4 Bulanık Regresyon Analizinin Genel Tanımı.....	34
5. BULANIK MEVSİMSEL TAHMİN MODELİ	36
5.1 Mevsimselliğin Bulanık Tahmini.....	36
5.2 Bulanık Regresyon Modelinin Kurulması.....	37
5.3 Bulanık Trendin Bulanık Regresyon Analiziyle Belirlenmesi.....	43
5.4 Bulanık Mevsimsellik Endeksi Kümesinin Hesaplanması.....	45
5.5 Öngörülerin Hesaplanması.....	47
5.5.1 Düzenli mevsimsellik durumunda.....	48
5.5.2 Bulanık mevsimsellik durumunda.....	48
5.5.2.1 Kesin öngörüler.....	48
5.5.2.2 Bulanık öngörüler.....	50

5.6 Mevsimsel Bulanıklık ve Bulanık Trendler.....	51
6.BULANIK MEVSİMSEL TAHMİN MODELİYLE TÜRKİYE'YE GELEN TURİST SAYISININ TAHMİNİ.....	54
6.1 Modelin Seçilmesi ve Uygulamada İzlenecek Adımlar.....	54
6.2 Modelde Kullanılacak Veri Seti.....	55
6.3 Bulanık Regresyon Modelinin Kurulması.....	56
6.4 Bulanık Endeks Kümelerinin Belirlenmesi.....	58
6.5 Bulanık ve Kesin Tahminlerin Hesaplanması.....	60
6.6 Model Hatasının Hesaplanması.....	62
6.7 Mevsimsel Bulanıklığın Analizi.....	63
6.8 Mevsimsel Trendlerin Analizi.....	64
6.8.1 Tahmin eğrilerinin çizilmesiyle mevsimsel trendin analizi.....	64
6.8.2 Mevsimsel trendlerin değişim hızları.....	65
6.9 Modelin Öngörü Sonuçlarının Değerlendirilmesi.....	67
6.10 Öğrenme Veri Setinin Model Doğruluğuna Etkisinin Analizi.....	69
6.11 Bulanıklık Toleransı Katsayısı Değerlerinin Öngörü Sonuçlarına Etkisinin Değerlendirilmesi.....	71
7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	74
KAYNAKLAR.....	77
EK	79
ÖZGEÇMİŞ.....	86

BULANIK MANTIK TABANLI TAHMİN MODELİ VE UYGULAMASI**Yüksek Lisans Tezi****Eşref DENİZ****MUĞLA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ****2006****ÖZET**

Bu çalışmada belirsizliği modellemede başarılı bir yöntem olan bulanık mantığın ileriye yönelik tahmin (öngörü) konusundaki belirsizlikler için önerdiği yaklaşımlar analiz edilmektedir. Tez tahmin kavramına genel bir bakışla başlamakta olup tahmin kavramı hakkında önce genel bir bilgi verilmektedir. Ardından bulanıklık kavramının genel bir çerçevesi sunulur. Daha sonra bulanık mantığı temel alan tahmin metotları açıklanır.

Bu tezde zaman serilerinde ortaya çıkabilecek mevsimselliğin tahmini için bir bulanık tahmin metodu geliştirilir ve bu metodun uygulanması ele alınır. Söz konusu metotta izlenen yöntem sırasıyla şu şekildedir: İlk olarak bulanık doğrusal regresyon incelenir, zaman serisine ilişkin bulanık doğrusal regresyon modeli kurulur. Sonra kurulan bu bulanık regresyon modeline göre zaman serisindeki bulanık mevsimsellik endeksi kümeleri belirlenir. Bulanık endeks kümesi değerlerine göre bulanık mevsimsellik endeksi sayıları bulunur. Ardından bu endeks kümelerine ve tanımlanan bulanık regresyon modeline göre bir sonraki yıla ait bulanık öngörü (forecast) değerleri mevsimselliğin düzgün (perfect) ve ya bulanık olmasına göre hesaplanır. Öngörüler hem bulanık hem de sayısal olarak bulunur. Ardından bulanık mevsimsellik endeksine göre zaman serilerindeki bulanıklık (belirsizlik) araştırılır. Son olarak elde edilen modelin bulanık mevsimsellik endekslerine dayanarak sezonsal trendler ve her bir trende ait değişim hızı incelenir.

Ortaya konulan metot Türkiye'ye gelen turist sayısının öngörüsüne uygulanır. Model parametrelerinin öngörü sonuçlarına ve model doğruluğuna etkisi araştırılır. Sonuçlar analiz edilir ve yorumlanır.

Anahtar Kelimeler : Bulanık modelleme, Bulanık kümeler, Belirsizlik, Tahmin, Bulanık trend, Bulanık mevsimsellik.

Sayfa adedi : 96

Tez yöneticisi : Prof.Dr.Mübariz EMİNOV

FUZZY FORECASTING METHOD AND ITS IMPLEMENTATION**(M. Sc.Thesis)****Eşref DENİZ****MUĞLA UNIVERSITY
INSTITUTE of SCIENCE and TECHNOLOGY****2006****ABSTRACT**

In this thesis, fuzzy logic models, which are successful at handling imprecision and vagueness are suggested to solve ambiguity problems in forecasting methods. Thesis starts with a general glance at forecasting concept. A general knowledge about forecasting is presented. At the next section a frame of the fuzziness concept is mentioned. After that forecasting methods based on fuzzy concepts are defined.

A fuzzy forecasting technique for seasonality in time series data is built and its implementation is presented using the following procedure. First, the fuzzy regression is analyzed and a fuzzy linear regression model of the time data is built up. Then the fuzzy seasonality index set is defined by realizing the membership grades of seasons to the fuzzy regression model. Fuzzy seasonality indices representing these sets are found Both fuzzy forecasts and crisp forecasts for the next year are calculated in the case of both perfect and fuzzy seasonality. Seasonal fuzziness and trends are analyzed.

The method is applied to forecast number of tourist visiting Turkey. Possible effect of model parameters to outputs are investigated. The outputs are analyzed interpreted..

Key Words : Fuzzy modelling, Fuzzy sets, Uncertainty, Forecasting, Fuzzy trend, Fuzzy seasonality.

Page Number : 96

Advisor: Prof.Dr.Mübariz EMİNOV

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil No</u>		<u>Sayfa No.</u>
Şekil 2.1	Tahminde Zaman Çizgisi.....	9
Şekil 3.1	Yaygın Olarak Kullanılan Fonksiyonları.....	20
Şekil 5.1	Simetrik Üçgensel Bulanık Katsayı için Üyelik Fonksiyonu.....	39
Şekil 5.2	h – düzey Kümesine Sahip bir Bulanık Sayımın Bulanık Çıktı Fonksiyonu.....	41
Şekil 5.3	Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi.....	43
Şekil 5.4	Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi.....	44
Şekil 5.5	Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi.....	44
Şekil 5.6	Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi.....	45
Şekil 5.7	Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi.....	45
Şekil 5.8	Düzgün Mevsimselliğe Sahip Bir Zaman Serisi.....	47
Şekil 5.9	Mevsimsel Modal Trendleri.....	52
Şekil 6.1	2000-2005 Yıllarında Türkiye Gelen Turist Sayısı.....	55
Şekil 6.2	Bulanık Regresyon Analizi Sonuçları.....	58
Şekil 6.3	2005 Yılına Ait Bulanık Tahminler	61
Şekil 6.4	Modele Göre Mevsimsel Modal Trendlerin Analizi.....	66
Şekil 6.5	h Değerlerinin Modelin RMSE Hata Değerlerine Etkisi.....	73

TABLolar VE ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Tablo No</u>	<u>Sayfa No.</u>
Tablo 4.1	Literatürde Bulanık Tahmin..... 29
Tablo 6.1	2000-2005 yılları arasında Türkiye'ye Giriş Yapan Turist Sayısı..... 55
Tablo 6.2	2002-2004 Yıllarının Aylık Turist Sayısı..... 56
Tablo 6.3	Bulanık Parametreler $A = (A_0, A_1, A_2)$; $(h = 0)$ 57
Tablo 6.4	Bulanık Endeks Kümeleri..... 59
Tablo 6.5	Bulanık Mevsimsellik Endeksleri..... 59
Tablo 6.6	2005 Yılına Ait Aylık Turist Sayısının Bulanık Tahmini..... 61
Tablo 6.7	Model Hatasının Hesaplanması..... 62
Tablo 6.8	Mevsimsel (aylık) Bulanıklıkların Sıralanması..... 63
Tablo 6.9	Mevsimsel Bazda Toplam Hata Kareler..... 63
Tablo 6.10	I_k Türev Endeksleri..... 65
Tablo 6.11	3 Yıllık (2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri..... 67
Tablo 6.12	4 Yıllık (2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri..... 68
Tablo 6.13	5 Yıllık (2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri..... 68
Tablo 6.14	Bulanık Mevsimsel Modele Göre Farklı Sayıda Verilerle Kurulan Tahmin Modelinin 2004 Yılı Aylık Bazda Öngörü Değerleri..... 69
Tablo 6.15	Bulanık Mevsimsel Modele Göre Farklı Sayıda Verilerle Kurulan Tahmin Modelinin 2005 Yılı Aylık Bazda Öngörü Değerleri..... 70
Tablo 6.16	h 'ın (0.10, 0.20, 0.25, 0.30) Değerlerinde Modelin Öngörü ve RMSE Değerleri..... 71
Tablo 6.17	h 'ın (0.40, 0.50, 0.75, 0.85) Değerlerinde Modelin Öngörü ve RMSE Değerleri..... 72

SEMBOLLER ve KISALTMALAR DİZİNİ

BMTM	BULANIK MEVSİMSEL TAHMİN MODELİ
BMM	BULANIK MEVSİMSEL MODEL
h	BULANIKLIK TOLERANSI
EX – POST	ÖNCEKİ
EX – ANTE	SONRAKİ
e	TAHMİN HATASI
MAE	MEAN AVERAGE ERROR
MAPE	MEAN of ABSOLUTE PERCENTAGE ERROR
MSE	MEAN SQUARE ERROR
RMSE	ROOT MEAN SQUARE ERROR
YBDM	YENİ BULANIK DELPHI METODU
BEEDM	BULANIK ENTEGRASYONLU BULANIK DELPHI METODU
TÜİK	TÜRKİYE İSTATİSTİK KURUMU
GBDM	GENEL BULANIK DOĞRUSAL MODEL
ARIMA	AUTO REGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE

1.GİRİŞ

İnsanođlu yüzyıllardır gelecekte gerçekleşmesi muhtemel olayları önceden öğrenmeye, daha doğrusu tahmin etmeye çalışmaktadır. Maddi ve manevi durumunu olumsuz yönde etkileyebilecek gelişmelere (deprem, kasırğa, ekonomik <olumsuzluklar gibi) karşı tedbirlerini önceden alabilmek, olumlu olaylardan da (olumlu ekonomik gelişmeler gibi) en fazla faydayı sağlayabilmek için gelecekteki muhtemel trendleri öğrenmek ister. Geleceđi öngörme, isteđin de ötesinde, günümüzde artık bir zorunluluk olmuştur. Örneđin hava durumu tahminleri sadece işi hava durumuyla çok yakından ilgili profesyonelleri (balıkçılar, şoförler vb) deđil, bütün insanları yakından ilgilendirmektedir. Bu raporlar da sonuçta çeşitli “tahmin modelleri” tarafından üretilmektedir.

Geleceđi öngörüp, deđişkenlere ait tahmin deđerlerine en az hatayla ulaşmaya çalışan modellerin karşılaştığı en büyük sorun belirsizlik ve muallâklıktır. 1965'te Zadeh'in genel çerçevesini ortaya koyduđu gündən beri muallaklık, belirsizlik ve eksik bilgilerin karakteristik özelliđi olduđu problemlere karşı en büyük silah bulanık metotlar olmuştur.

Bulanık kümeler ve bulanık mantık gibi silahları olan bu modeller belirsizlikle başa çıkma yolunda tahmin modellerinin de yardımına koşturmuştur. Bu tezin ilerleyen aşamalarında tahmin metotlarının karşılaştığı problemler ve bulanık mantığın bu problemlere geliştirdiđi yaklaşımlardan bahsedilecektir.

İkinci bölümde tahmin kavramına genel bir giriş yapılacaktır. Tahmin kavramının anlamı açıklanacak, klasik tahmin metotlarının genel bir sınıflandırmasının ardından, zaman serilerini kullanan tahmin metotlarının genel çerçevesi çizilecek ve bu tür modellerde kullanılan tanımlar açıklanacaktır. Tahmin modellerinin doğruluklarının nasıl ölçüldüđu de bu bölümün konuları arasındadır. Tahmin modeli kurmak durumunda olan bir araştırmacının izlemesi gereken görev sıralaması ve en uygun tahmin modelini seçerken neleri göz önünde bulundurması gerektiđi de bu bölümde açıklanacaktır.

Üçüncü bölüm bulanık mantığa genel bir bakıştır. Bulanık kümelerin genel bir tanımlaması ve gösterimi bu bölümde verilmiştir. Karmaşıklık ve belirsizlik durumlarında bulanık mantığın uygun bir paradigma olduğu açıklanacaktır. Bulanıklık ve olasılık bölümünde bu iki kavramın birbirinden farklı yönleri ve aralarındaki işbirliği fırsatları açıklanacaktır. Bulanık formülasyonun uygun olduğu durumlar da bu bölümün cevaplamaya çalıştığı bir diğer sorudur. Bulanık sistemlerin örnekleri ve esnek hesaplama ve hesaplamalı zeka hakkında genel bilgilerle bölüm sonlandırılacaktır.

Dördüncü bölüm bulanık tahmin metotların konusuna yaklaşımının genel bir özetini çıkarmaya çalışır. Bulanık tahmin modellerine genel bir bakıştan sonra, Delphi metodu, bulanık zaman serileri ve bulanık regresyon analizi gibi metotlarının literatürde yer alan gelişimi ve bu metotların genel bir çerçevesi ortaya konulacaktır.

Beşinci bölümde ise mevsimsel bileşenlere sahip bir zaman serisinin tahmini için bulanık bir model ortaya konulacaktır. Bulanık trendin regresyon analiziyle belirlenmesi ve bulanık mevsimsellik endeksi kümelerinin hesaplanmasıyla tahminlerin oluşturulması bu bölümde etraflıca anlatılacaktır. Tahminleri hem kesin sayısal (crisp) hem de bulanık (fuzzy) bir şekilde sunma yolları açıklanacaktır. Mevsimsel trendleri ve bulanıklığı yorumlama araçlarından ve yöntemlerinden bahsedilecektir.

Altıncı bölümde, beşinci bölümde detaylarıyla ortaya konulan Bulanık Mevsimsel Tahmin Modelinin (BMTM), Türkiye'ye aylık bazda giriş yapan turist sayısının ileriye dönük tahminde uygulanması gösterilecektir. Beşinci bölümde açıklanan adımlar uygulanarak bulunan sonuçlar (sayısal ve bulanık) yorumlanacak, tahmin değerleri farklı tahmin modelleriyle elde edilen sonuçlarla karşılaştırılacak ve modeldeki parametrelerin değerlerinin sonuçlar üzerindeki etkileri tespit edilecektir.

Son bölümde ise bu tez çalışmasıyla elde edilen sonuçlar ve bulgular yorumlanacaktır. Tez çalışmasında kurulan tahmin modelini geliştirmek amacıyla ileride ne gibi çalışmaların yapılacağından kısaca bahsedilecektir.

2.TAHMİN KAVRAMI

2.1 Geleneksel Tahmin Kavramına Giriş

İnsanoğlu her zaman gelecekle ilgilenmiştir ve bundan sonra da ilgilenecektir. İnsanlığın ilk günlerinden beri kahinler, falcılar ve peygamberler gelecekle ilgili yaptıkları kehanetlerden dolayı yaşadıkları topluluklarda saygın bir yer edinmişlerdir. Medeniyet ilerledikçe, bilimsellik ve akılcılık hayatın bütün evrelerinde etkili oldukça “geleceği öngörme” gereksinimi de artmıştır. Bugün resmi kuruluşlar, kar amacı gütmeyen organizasyonlar, şirketler ve endüstri kuruluşları ve aynı zamanda tek tek bireyler geleceğe dair öngöründe bulunmak ve ona göre planlar geliştirmek istek ve ihtiyacı içindedirler. Sözün kısası, gelecekle ilgili karar verme durumunda olan birisi geleceği planlamalıdır.

Geleceği görebilme çabasına *tahmin (öngörü)* denir. Tahmin geçmişe ait verileri inceleyerek geleceğe dair öngörülerde bulunma çabasıdır. Tahmin teknikleri bir “uzman”ın tecrübelerine, yargılarına ve görüşlerine dayanabilir. Ya da geçmiş verilerin genel yapısına dayanan matematik modellere başvurabilir. Hemen hemen bütün tahminler, tahmin edilecek nesnenin başka bir değişken (örneğin zaman) ya da bir değişken grubu (bir bölgedeki genel ekonomik koşulların hepsi gibi) tarafından etkilendiği varsayımına dayanır.

Geleceği tahmin etmekte kullanılan tekniklerin birçoğu on dokuzuncu yüzyılda geliştirilmiş olmasına rağmen, bu alana damgasını vuran gelişme bilgisayarların yaygınlaşmasıdır. Tahmin yöntemlerindeki kendini tekrar eden yordamlardan dolayı bilgisayarların kullanılması bir şart olmuştur. 90’lı yıllarda çeşitli tahmin metotlarını uygulamak amacıyla özel yazılım paketleri geliştirilmiştir. Kişisel bilgisayarların yaygın bir şekilde kullanılmasıyla modern tahmin metotları kullanıcılara artık parmak uçları kadar yakındır.

2.2 Tahmin Metot Çeşitleri

Tahmin metotları ne kadar uzak bir geleceği tahmin ettiklerine göre ve ya tahmin sonuçlarının tek bir değer ve ya bir değer aralığı olmasına göre ya da metodun nicel ya da nitel olmasına göre gruplara ayrılabilirler.

Bir tahminin zaman çerçevesi kısa dönemden (en fazla üç ay) uzun döneme (iki ya da daha fazla yıl) kadar değişebilir. Orta vadeli bir tahminin ileriye dönük süresi üç aydan iki yıla kadar olabilir. Aslında ileriye dönük süre kısaltıkça tahminin doğruluğu artar.

Tahmin metotları oldukça çeşitli olmasına rağmen, iki ana gruba ayrılabilirler; nicel metotlar ve nitel metotlar [Gaynor, Kirkpatrick,1994].

2.2.1 Nitel tahmin metotları

Nitel tahmin metotları (bazen öznel ya da yargısal metotlar olarak da adlandırılır) tahmin edilmesi gereken olayların anlaşılması ve ulaşılması zor, belirsiz olduğu ya da bu olayların sayısal olarak ifade edilemeyen bilgiler tarafından etkilendiği durumlarda kullanılırlar. Bu yöntemler konunun uzmanı olan kişi ya da kişiler gurubunun tecrübelerine, yargılarına ve görüşlerine başvururlar. Nitel metotlar açıklamaya dayalı ve ya normatif yapıdadır.

Açıklamaya dayalı metotlar geçmişe ait verileri kullanarak işe başlar ve gerçekleşmesi muhtemel olayların ne olabileceğini ve ne zaman olabileceğini keşfe dayalı (genellikle olası bütün senaryolara bakarak) bir yöntemle tahmin etmeye çalışırlar.

Buna karşılık normatif metotlar, gelecek hedefleriyle işe başlarlar ve daha sonra bu hedeflerin mevcut kaynak ve teknolojilere bağlı limitler ve kısıtlamalar çerçevesinde gerçekleşme ihtimalini öğrenmek için bugüne geri dönerler. Aslında çığır açan belli başlı bilimsel atılımlar (NASA'nın uzay programı gibi) uzun dönemli hedeflere ulaşmaya çalışmanın ürünleridir.

Bilinen birçok nitel tahmin metodu bulunmaktadır. Bunlardan bazıları şunlardır:

Satış Takımlarının Tahminlerinin Bileşimi: Tahminler bir firmada çalışan satış temsilcileri tarafından müşterilerinin gelecek zaman periyotlarında yapacakları alımlara dair beklentilerine göre yapılır. Bu tahminler genelde belirli bölgelerdeki münferit ürünlerle ilgilidir. Firmanın toplam satış tahminini elde etmek için bu tahminler ürün ve bölge bazında birleştirilir. Bu sürecin avantajı, satış temsilcileri tarafından oluşturulan öngörülerin müşterilerle aralarındaki yakın temasa ve müşterilerin geleceğe dair beklentilerine dayandırılmasıdır. Dezavantajı ise satış elemanlarının ya da yöneticilerin menfaatleri doğrultusunda öngörülerini bilerek fazla ya da az gösterme ihtimalidir.

Yönetici Görüş Jürisi: Firma, kurumda görevli birçok kişinin görüşünü alır. Bu kişiler pazarlama, üretim, finans ve muhasebe gibi kurum birimlerinin tamamının orantılı bir şekilde temsil edilmesini sağlayacak şekilde seçilmelidir. Bu şekilde tahminler düzgün bir dağılım gösteren fikirlerin sonucunda ortaya çıkacaktır. Son aşamada bu görüşlerin nasıl bir araya getirildiği ve bir genel tahminin ortaya nasıl çıktığı firmadan firmaya değişir.

Delphi Tekniği: İlk olarak konusunda uzman olduğu düşünülen bireyler seçilir. Bu uzmanlara tahmini yapılacak değişkenlerle ilgili görüşlerini almak için anket soruları sorulur. Anket cevapları gizli tutulur. Bilgiler toplandıktan ve düzenlendikten sonra, genel düşünce ve yorumları öğrenmeleri için sonuçların özeti en uçtaki cevapların altı özellikle çizilmiş bir halde her bir uzmana ulaştırılır. İkinci bir tur daha düzenlenir ve genelin düşüncelerinden artık haberdar olan uzmanlar ya yeni cevaplar verirler ya da cevaplarını değiştirmezler. Bu tekrar eden süreç, uzmanların tahminleri arasındaki fark azalmaya kadar devam eder. Fakat uzmanların ilk görüşlerini değiştirmedikleri ve asgari bir müşteriye ulaşılamayan durumlar da olabilir.

Nitel metotların temel üstünlüğü, bir tahmin değerine ulaşabilmek için uygulayıcının kapsamı geniş bilgileri (hem sayısal hem de sayısal olarak ifade edilmeyen) kullanabilmesidir. Nitel tahmin metotlarının zayıf tarafları ise şu şekilde sıralanabilir;

1. Tahminlerin doğruluğunu ölçebilecek ve geliştirebilecek sistematik yollar yoktur.

2. Yöntemde görüşüne başvuru alan uzmanların yanlış yönlendirmelerine açıktır.

Her şeye rağmen, uzun dönemli tahminlerde nitel metotlar nicel metotlara göre daha başarılıdır.

2.2.2 Nicel tahmin metotları

Nitel metotlara karşılık, nicel metotlar değişik zaman noktalarındaki *geçmiş ait verilerin istatistiksel analizine* başvurur. Başka bir deyişle, geçmiş verileri kullanarak, araştırmacı bir şablon elde eder, bu şablona uygun bir matematiksel model kurar, geleceğe doğru tahminlerde bulunmak için bu modelin tahmin denklemlerini kullanır. Tahmin problemine yönelik bu nicel yaklaşım belirlenen şablonunun gelecekte de geçerli olacağı varsayımına dayanır. Nicel modeller iki türde gruplandırılabilir; zaman serileri metotları ve ekonometri ya da nedensel (causal) metotlar.

Zaman Serileri Modelleri (Tek Değişkenli – Multivariate): Belli bir değişkene bağlı tarih sırasına göre düzenlemiş gözlemler dizisinin analizine dayanır. Gözlemler yıllık, çeyrek yıllık, aylık, haftalık, günlük, saatlik vs. olabilir. İlgili değişken doğası gereği bir ekonominin ya da endüstrinin bütünündeki ölçümlerin toplamı şeklinde *makro* ölçekli ya da sadece bir birey, firma ya da şehre ait olacak şekilde *mikro* ölçekli olabilir. Her durumda da zaman serileri analizi, bir nesnenin geçmiş hareketlerinden yola çıkarak o nesnenin geleceğini tahmin edebiliriz var sayımına dayanır.

Temel zaman serileri analiz metotlarından bazıları;

1. *Hareketli Ortalamalar*: Tahmin değişkenin geçmiş değerlerinin ortalamasını kullanarak sonuca gider.

2. *Üssel Düzeltme*: Gelecek döneme ait bir tahmin değeri geçmiş döneme ait tahmin değeri ile son gözlem değerinin sabit ağırlıklı birleşimine dayanır.

3. *Adaptif Filtreleme*: Veri şablonundaki değişikliklere göre sistematik bir şekilde değişen, gerçek ve tahmin değerlerinin bir tür birleşimini kullanır.

4. *Zaman Serileri Ekstrapolasyonu*: Zamanı bağımsız değişken olarak kullanan zaman serilerine uydurulan en küçük kareler metodunun geleceğe doğru uzatılmasıyla tahminlere ulaşır.

5. *Zaman Serilerinin Ayrıştırılması*: Zaman serilerinden yalıtılmış trend, mevsimsel, döngüsel ve tesadüfi bileşenlerle beklenen sonuçların tahmin edilmesine dayanır.

6. *Box – Jenkins*: Otoregresif, bütünlük hareketli ortalama metodu şeklinde karmaşık, bilgisayar tabanlı, yinelemeli bir yordamdır. Mevsimsel ve trend faktörlerine göre hesaplamalar yapar, uygun ağırlıklandırılmış parametreleri tahmin eder, modeli test eder ve döngüyü uygun bir şekilde yineler.

Nedensel (Causal) Modeller: Tahmini yapılacak değişkenin başka bir değişken ya da değişkenler grubunun (bağımsız değişkenler) davranışıyla açıklanabileceğini varsayar. Örneğin, satışlar reklâm harcamaları miktarı, tüketicilerin alım gücü, ürünün fiyatı, rekabetin yoğunluğu gibi diğer faktörlerle açıklanabilir. Nedensel metotların amacı, bütün değişkenler arasındaki ilişkilerin biçimini (matematiksel eğri) keşfetmek ve bunu ilgili değişkenin (bağımlı değişken) gelecek değerlerini tahmin etmek için kullanmaktır. Belli başlı nedensel tahmin metotları;

1. *Korelasyon Metotları*: Değişkenler arasındaki kovaryansların geçmiş değerlerinin üzerine kurulan modellerden faydalanırlar.

2. *Regresyon Modelleri*: Bir ya da daha fazla bağımsız değişkenin artık değer varyanslarının minimize edilmesiyle elde edilen tahmin denkleminde ortaya çıkarılan tahminlerdir.

3. *Temel Göstergeler*: Öngörülecek değişkenle sistematik bir şekilde ilgili bir ya da daha fazla öncel değişkenle elde edilen tahminlerdir.

4. *Ekonometri Modelleri*: Tarih ve ekonomi teorilerinin birleştirilmesinden türeyen ulusal ekonomi bileşenleri arasındaki ilişkileri temsil eden eşanlı denklemlerden oluşan tümleşik sistemle ortaya çıkan sonuç tahminleridir.

5. *Girdi – Çıktı Modelleri*: Bir endüstrideki talep değişikliklerinin diğer endüstrileri doğrudan ve birikimli olarak nasıl etkilediğini belirten bir matris modelidir.

Genel olarak hem zaman serileri hem de nedensel metotlar şu üstün yanlara sahiptir;

1. Bağımsız değişkenlerin seçimi bir kez yapıldı mı, tahminler artık önceden belirlenmiş değerlere dayanır, böylece tamamen nesneldir.
2. Tahminlerin doğruluğunu ölçmenin yolları mevcuttur.
3. Modeller kurulduktan sonra, bunlardan tahminleri üretmek artık daha az zaman alır.
4. Bir nokta (ya da belirli bir değer) tahmini ve ya aralık tahminleri (bir güven aralığına dayalı tahmin aralığı) yapabilirler.

Bunların yanında bu metotların zayıf yanları da bulunmaktadır. Zaman serileri ve nedensel modeller en iyi sonuçlarını kısa ve orta vadelerde verirler. Yöneticiler genellikle zaman serilerinin makul doğrulukla tahminlerde bulunabileceğinin ötesinde daha uzun vadeler için tahmin talebinde bulunurlar. Örnek olarak yirmi ya da daha fazla yılı kapsayacak bir yatırım kararını düşünelim.

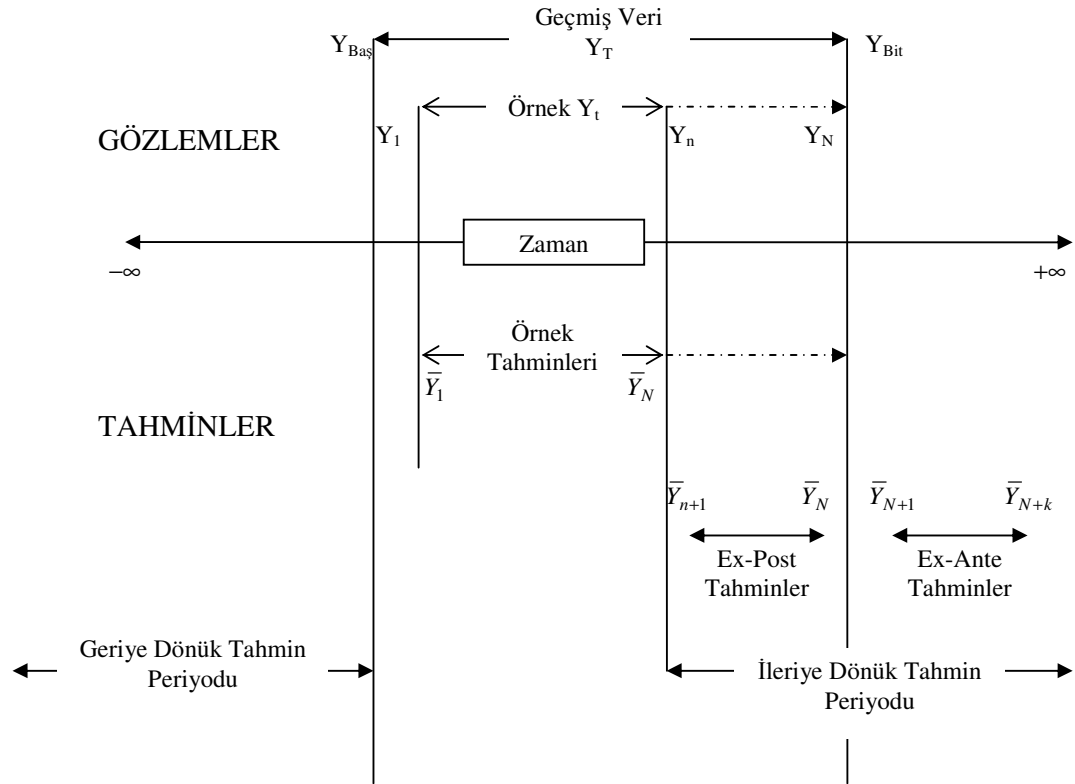
Yapılacak yatırımın karşılığını belirleyebilmek için, bu süre zarfındaki hem satışların hem de maliyetlerin tahmin edilmesi gerekir. Bu tip uzun dönemli tahmin talepleri nicel tahmin metotlarının yapabileceklerinin ötesindedir. Çünkü tahmin periyodunu arttırdıkça tahmin değer aralıkları anlamlı olamayacak kadar geniş olmaktadır.

Son olarak, sonuçları etkilemesi muhtemel harici etkenleri ve değişiklikleri hesaba katacak bir metot bulunmamaktadır. Örneğin, 1980 – 1989 aralığına ait verileri kullanarak petrol fiyatlarını tahmin edecek bir tahmin modeli kurduğumuzu varsayalım. Öngörü aralığı için (1980 – 1989) elde edilen sonuçlar mükemmel olsa bile, Irak'ın Kuveyt'i işgal edeceğini ve bunun da petrol fiyatları üzerinde kısa vadede aşırı dalgalanmalara yol açacağını kestiremediğimiz için 1990 yılına ait ileriye dönük tahminimiz gerçek değerden çok farklı olacaktır.

Sonuç olarak denebilir ki, iyi bir tahmin modeli çoğu kez *hem nicel hem de nitel* tahmin metotlarından faydalanır. Hiç bir şey “noktası noktasına aynı” kalmadığı için ve nicel metotlar gelecekteki olayların geçmiştekileri yansıtacağı varsayımına dayandığı için birçok nitel tahmin konunun “uzmanları” tarafından genellikle öznel bir şekilde değerlendirilmekte ve törpülenmektedir.

2.3 Zaman Serileri Yöntemi ve Tahminler

Bir tahmin modeli kurmak için, bir araştırmacı genellikle eldeki verinin belli zaman noktalarındaki gözlemlerinden oluşan bir örneklem toplar. Veri toplama yöntemi ve ardından gelen tahminler Şekil 2.1’de gösterilen çok çeşitli faktörlere bağlıdır.



Şekil 2.1 Tahminde Zaman Çizgisi

Analiz için örnekleme periyodu Y_1, \dots, Y_n tahmin metodunu kuracağımız zaman aralığıdır. $Y_{Baş}$ ile Y_1 'in aynı olması gerekmemektedir.

Şekil 2.1'de örneklemin geçmiş veri aralığının bir alt kümesi olduğu bir durum gösterilmektedir. $Y_{Baş}$ ile Y_1 'in aynı olmamasının sebebi, verinin altında yatan biçimsel ve davranışsal ilişkilerdeki olası değişikliklerden dolayı, verinin modelinin değişebilmesidir. Örneğin, gayrimenkul yatırımlarını etkileyebilecek vergi kanunlarındaki değişiklikler biçimsel ve davranışsal ilişkileri kökten değiştirebilecektir.

Nedensel yöntemler zaman içinde sabit olduğu varsayılan hem biçimsel hem de davranışsal ilişkilerle ilgili bir kısım varsayımlara dayanırken zaman serileri yöntemleri şekil değişikliklerinin olmadığı varsayımı ışığında oluşturulurlar. Fakat biçimsel ve ilişkisel bir değişiklikten sonraki zaman zarfında bir zaman serisi ya da nedensel bir tahmine yetecek kadar veri bulunmayabilir. Böyle bir durumda meydana gelen değişiklikler göz önünde bulundurulmak koşuluyla model yüksek bir özenle hazırlanmalıdır.

Örnekleme periyodu Y_n ile sona erer. Fakat örnekleme periyodunun $Y_n = Y_{Bir}$ 'e kadar uzatılabileceği kesikli okla gösterilmiştir. Y_n 'den Y_N 'ye gözlemler elde edildikçe, bunların modelde kullanılması gerekir. Fakat bu gözlemleri modele eklememek için çeşitli sebepler vardır. Birincisi, birçok iktisadi değişken, daha sonra gözden geçirilmek üzere, geçici tahmini değerler olarak açıklanır. Düzeltilmiş değerler geçici değerlerden çok farklı olabileceği için araştırmacılar bu geçici değerleri modellerinde kullanmayı tercih etmezler. İkincisi bir tahmin modelinde devamlı yeniden hesaplamalarda bulunmak ve sınamak fazla zaman alan masraflı bir süreçtir. Son olarak, tahmin modellerinin doğruluğu devamlı olarak izlenir ve ancak kesin nesnel kalite standartlarına ulaşamayacağı artık anlaşıldıktan sonra model üzerinde yeniden hesaplamalarda bulunulur ve sınanır.

Model tahmin aralığı Y_1, \dots, Y_n için tahmin değerleri $\bar{Y}_1, \dots, \bar{Y}_n$ tahmin değerleri hesaplanır. Bu durum *model dahilinde* ya da *örnekleme dahilinde tahmin* olarak bilinir. Y_i 'nin gerçek ve tahmin değerlerinden model için e_1, \dots, e_n tahmin hatalarını hesaplamak ve modelin doğruluğunu belirlemek mümkündür. Y_n gözleminin ötesindeki bütün değerler tahmin olmak durumundadır. Zaman çizgisi dahilinde buna

tahmin periyodu denir. Örneklem hesaplama periyodu sona erdikten sonra gerçekleştikleri için bu süre zarfında oluşturulan bütün tahminler *örneklem dışı tahminler* olarak bilinir.

Tahmin periyodunun tamamı ex – post (sonraki) ve ex – ante (önceki) tahminler olarak iki ayrı parçaya ayrılır.

Ex – post tahmin periyodu örneklem tahmin periyodunun sonundaki gözlem ile (\bar{Y}_{n+1}) ile en yakın geçmiş gözlem (\bar{Y}_N) arasında geçen zaman süresidir. Bu periyodun en önemli özelliği araştırmacının zaman serisi değişkeni Y_T 'nin şu anki değerlerine sahip olmasıdır.

Ex – post periyodu araştırmacıya modelin örneklem dışı doğruluğunu belirleme fırsatını sunar. Yalnızca ex – post tahmin periyodu içerisinde Y_t 'nin tahmin ve gerçek değerlerini kullanarak modelin doğruluğu hesaplanabilir.

Eğer modelin örneklem dışı doğruluğu şüphe uyandırıyorsa araştırmacının iki alternatifi vardır: daha yüksek model doğruluğuna sahip başka bir model araştırmak ya da modelde yeniden hesaplamalar yapmaktır (hesaplama periyodunu ex – post periyodundaki gözlemleri de içine alacak şekilde genişleterek).

Eğer araştırmacı tahmin periyodunu şimdiki ana kadar uzatırsa, \bar{Y}_1 'den \bar{Y}_N 'e örneklem içi tahminleri oluşturabilir. Örneklem periyodu, gözlem ve tahmin değerleri zaman çizgisinin altındaki ve üstündeki kesikli çizgilerle gösterilen bu gözlem değerlerini kapsayacak şekilde genişler. Tahmin periyodunun ex – post tahminleri kapsamadığına dikkat edilmelidir.

Ex – ante tahmin periyodu, zaman serisi değişkenlerine ait gözlem değerlerinin bulunmadığı zaman aralığıdır. Geleceğe dönük tahminlerin yapıldığı zaman aralığıdır. Ex – ante tahminleri $\bar{Y}_{N+1}, \dots, \bar{Y}_{N+k}$ şeklinde gösterilir. Zaman serisi değişkenine ait gerçek değerler bulunmadığı için tahminlerin doğruluğunu sınamak mümkün değildir.

Zaman çizgisinin üzerinde, $Y_{Baş}$ noktasından önceki periyotta değişkene ait veriler bulunmamaktadır. Bu süre için değişkenin geriye doğru tahmini yapmak mümkündür. Eğer örneklem periyodunda yeterli sayıda veri bulunmuyorsa geriye dönük tahmin değerlerinden faydalanılır.

2.4 Tahmin Modellerinin Doğruluklarının Ölçülmesi

2.4.1 Tahmin hatasının tanımı

Bir tahmin modelinin doğruluğu, tahmin değerlerinin (\bar{Y}_t) gerçek gözlem değerlerine (Y_t) ne kadar yakın olduğuna bağlıdır. Uygulamada gerçek ve gözlem değerleri arasındaki tahmin hatası şu şekilde hesaplanır;

$$e_t = (Y_t - \bar{Y}_t) \quad (2.1)$$

Eğer model gerçek değerleri tahmin etmekte başarılıysa, tahmin hatası göreceli olarak düşük olacaktır. Aslında, veriye ait modeli düzgün bir şekilde kurduysak, geriye kalan sadece zaman serisindeki anlamlı bir şekli olmayan düzensiz iniş çıkışlardır. Bu dalgalanmalara genellikle kendi içlerinde tahmin edilmesi imkansız dışsal olaylar sebep olur. Bunun anlamı e_t her bir periyot için \bar{Y}_t etrafında tamamen tesadüfi bir dalgalanmadır. Böylece, eğer hataları toplayacak olursak sıfır sonucunu elde ederiz.

2.4.2 Tahmin doğruluğunu ölçmek için kullanılan istatistiksel metotlar

Tahmin hatasının tanımındaki matematiksel içerikten dolayı araştırmacılar bir modelin doğruluğu için çeşitli sayısal ölçümlere başvururlar. Sıklıkla, bu ölçümler hataların mutlak değerlerini ($|e_t|$) ya da karelerini (e^2) kullanırlar. Genel kural; mutlak hataların toplamı ($\sum_{t=1}^n |e_t|$) ve ya karelerin toplamı ($\sum_{t=1}^n e^2_t$) ne kadar küçük olursa model de o kadar doğru olacaktır.

Aşağıdaki istatistiksel ölçümler modelin doğruluğunu hatanın mutlak değerini kullanarak ortaya koyarlar.

1. Ortalama Mutlak Hata (Mean Avarage Error)

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{n} \quad (2.2)$$

2. Mutlak Yüzde Hatanın Ortalaması (Mean of Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{Y_t}}{n} \quad (2.3)$$

Aşağıdaki istatistiksel ölçümler modelin doğruluğunu hatanın karesini kullanarak ortaya koyarlar.

1. Ortalama Hata Karesi (Mean Square Error)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (2.4)$$

2. Ortalama Hata Karelerinin Karekökü (Root Mean Square Error) – Standart Hata

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} \quad (2.5)$$

e_t : t periyodundaki tahmin hatası

Y_t : t periyodundaki gözlem değeri

n : tahmin periyodundaki gözlem sayısı

Bu istatistiklerin hepsi de tahmin hatasının bir ölçüsünü verdiği için hangisinin kullanılacağı verinin yapısına bağlıdır.

Modelde bir ya da iki tane büyük hata değeri varsa ve MSE ve ya RMSE kullanılırsa bu hata değerleri abartılacaktır (hataların kareleri alınacağından dolayı). Bu yüzden MAE kullanılmalıdır. Hataların hepsinin değeri birbirine yakınsa, kullanılacak istatistiğin MSE olması gerekir. Modeller karşılaştırılırken model verileri için hangisi uygunsa, MAE ve ya MSE (ya da RMSE) istatistiklerinden herhangi birisiyle yapılan ölçümlerden en küçük değeri veren en iyi model olarak seçilir.

2.5 Tahmin Modeli Kurulurken İzlenmesi Gereken Görev Sırası

Bir araştırmacı bir tahmin modeli kurarken aşağıda sıralanan öncelik listesini takip etmesi gerekir [Gaynor,Kirkpatrick, 1994].

Adım 1. Tahmin projesinin öncelikli amacını belirle ve tahmini yapılacak değişken ya da değişkenleri, tahmin dönemini (aylık, çeyrek yıllık, yıllık), tahmin vadesini (kısa, orta, uzun) ve nedensel ilişkilerin önemli olup olmadığını açık bir şekilde belirt.

Adım 2. Hem özel hem resmi bütün önemli veri kaynaklarını araştırarak verilerin ulaşılabilirliğini belirle.

Adım 3. Verinin sınıflandırılmasının ve sunulmasının karşılaştırılabilir ve zamanla tutarlı olduğunu temin ederek, verileri topla.

Adım 4. Zaman çizgisini, ex – ante tahmin periyodu için yeterli zaman noktası ve model hesaplamaları için gerekli gözlem sayısı kapsanacak şekilde dikkatlice sapt.

Adım 5. Veri için hangi tür bir modelin uygun olduğunu son bir defa daha belirlemek için verinin grafiğini çiz ve biçimini incele.

Adım 6. Alternatif model seçenekleri belirle.

Adım 7. Modelleri tahmin periyodu üzerinden değerlendir. Özet ölçüm değerlerini ve gerçek gözlem değerlerine karşılık tahmin değerlerini gösteren grafikleri ve hata değerlerini karşılaştırıp en iyi modeli seç. Grafikleri inceleyip modelin dönüş noktalarını yakalama yeteneğini belirle.

Adım 8. Eğer mümkünse, bir ex – post tahmini kullanarak özet tahmin ölçümleri ve grafiksel gösterimler yardımıyla modeli değerlendir.

Adım 9. Uygun güvenilirlik sınırlarıyla ex – ante tahminlerini oluştur ve tahmin sunumunu hazırla.

Adım 10. Modeli kurduktan sonra güncellemelerle ve yeniden değerlendirmelerle modeli periyodik olarak izle.

2.6 Uygun Tahmin Modelinin Seçilmesi

Daha önce de belirtildiği üzere, en iyi tahmin modeli, en küçük tahmin hatası üreten modeldir. Bunun yanında, iyi bir modelin seçiminde göz önünde bulundurulması gereken başka noktalar da vardır [Gaynor, Kirkpatrick, 1994].

Veriye ulaşılabilirlik, veri toplama maliyeti, uygun modelleri çalıştıracak bilgisayar programlarının bulunması, modelin kurulduğu zaman çerçevesi, istenilen tahmin çeşidi (nokta tahmini mi yoksa tahmin aralığı mı?), ve en önemlisi de her bir modelde geçerli olması gereken matematiksel varsayımlar göz önünde bulundurulması gereken diğer konulardır. Belli bir durumda kullanılacak tahmin metodunun seçimi bu sayılan faktörleri, uygun bir doğruluk derecesiyle dengelenmiş bir halde kapsanması gerektirir. Bir tahmin modelinin seçimi muazzam bir çaba gerektirir. Önceden “en iyi” olarak belirlenmiş bir model uzun vadede en iyi sonuçları üretmeyebilir.

3.BULANIK MANTIK KAVRAMINA GENEL BİR BAKIŞ

3.1 Bulanıklık Kavramına Giriş

Gerçek dünya karmaşıktır. Bu karmaşıklık genel olarak belirsizlik, bilgi eksikliği, kesin düşünceden yoksunluk ve karar verme zorluklarından kaynaklanır. Genel olarak değişik biçimlerde ortaya çıkan karmaşıklık ve belirsizlik gibi özelliklere sahip tam ve kesin olmayan bilgi kaynaklarına *bulanık (fuzzy)* kaynaklar adı verilir.

Bulanık ilkeler hakkında ilk bilgiler, Azerbaycan asıllı Lütfü Askerzade tarafından [Zadeh 1965] ortaya atıldı. O tarihten sonra önemi gittikçe artarak günümüze kadar gelen bulanık mantık, belirsizlikleri açıklamak ve belirsizliklerle çalışılabilmek için kurulmuş kesin bir matematik düzen olarak tanımlanabilir. Bilindiği gibi istatistikte ve olasılık kuramında, belirsizliklerle değil kesinliklerle çalışılır ama insanın yaşadığı ortam daha çok belirsizliklerle doludur. Bu yüzden insanoğlunun sonuç çıkarabilme yeteneğini anlayabilmek için belirsizliklerle çalışmak gereklidir.

Bulanık kavramların ortaya atılması ile beraber bazı enteresan durumlar da ortaya çıkmıştır. Bazı araştırmacılar bulanıklık kavramını benimseyerek bu konuda çalışmayı teşvik etmiş, ama büyük bir çoğunluk da karşı görüşte bulunmuştur. Bu ikinci grup bulanıklaştırmanın kesin olan bilimsel ilkelere uymadığını ve hatta bilime karşı geldiğini ileri sürmüşlerdir. Özellikle olasılık teorisi ve istatistik gibi zaten belirsizlikleri konu edinen daha da belirsiz bilim dalları bulunduğu için, bu konuda çalışan araştırmacılar bulanık sistemlere açık biçimde karşı çıkmışlardır. Bulanık yöntemlerin yapacağı her türlü hesaplamanın olasılık ve istatistik hesaplamalarla yapılabileceğini ileri sürmüşlerdir. Hatta bu yöntemlerin bulanık sistemlerden daha iyi sonuçlar verdiğini iddia etmişlerdir. İlk ortaya atıldığı zamanlarda bulanık sistemlerin doğrudan uygulaması olmadığı için, yapılan tartışmalar daha ziyade felsefi seviyede kalmış ve bunun sonucunda daha kuvvetli felsefi ve teorik temelleri olan olasılık teorisi ve istatistik yöntemler ağır basmıştır. Ancak burada gözden

kaçan basit bir nokta sözel bilgilerin bulunması halinde istatistiğin fazlaca işe yaramadığıdır.

Bulanık kavram ve sistemlerin dünyanın değişik araştırma merkezlerinde önem kazanması 1975 yılında Mamdani ve Assilian tarafından yapılan gerçek bir kontrol uygulaması ile olmuştur. Bulanık sistemlerin gelişmesi Batıda çok yavaş olurken, Doğuda özellikle Japonya, Singapur, Kore ve Malezya'da daha hızlı bir gelişme gözlenmiştir. Son yıllarda, birçok mühendislik dallarında, veri tabanlarının sözelleştirilmesinden tele sekreterlerin cevaplamasına kadar geniş bir sahada ve birçok konuda bulanık mantık dünyada kullanılır hale gelmiştir.

3.2 Bulanık Kümeler

Bulanık kümelerinin temel mantığı oldukça basittir. Klasik (bulanık olmayan, kesin) kümelerde bir eleman o küme ya aittir ya da değildir. Yani, bir elemanın üyeliği kesindir – ya *evet* (kümenin elmanı) ya da *hayır*dır (kümenin elmanı değil)

Her elemanına $[0,1]$ aralığında bir üyelik değeri atayan bulanık küme, klasik kümelerin genelleştirilmiş bir halidir. Bir bulanık kümenin üyelik fonksiyonu tanım kümesindeki bütün elemanları, çoğunlukla birim aralık olarak kabul edilen bir aralığa atar [Zekai Şen, 2001].

Klasik ve bulanık kümeler arasında önemli bir fark, klasik kümeler her zaman bir üyelik fonksiyonuna sahipken bulanık kümeler sonsuz sayıda üyelik fonksiyonu tarafından temsil edilebilirler. Bu durum bulanık kümelerin belirli bir duruma en esnek bir biçimde uygulanabilmesini sağlar.

Klasik kümelerde bir kümeden diğerine geçiş keskin ve aniden değişen üyelik dereceleri sayesinde olmaktadır. Ancak, bulanık kümelerde bu geçiş yumuşak ve sürekli bir şekilde olmaktadır. Bu geçişte müphemlik, belirsizlik, hayal gücü, sezgi gibi görüşler etkili olmaktadır. Bulanık küme değişik üyelik derecesinde üyeleri olan bir topluluktur. Klasik kümelerde bir öğenin kümeye ait olabilmesi için üyelik derecesinin mutlaka 1'e eşit olması gerekirken, bulanık kümede ise neredeyse bütün üyelerin değişik derecelerde kümeye ait olmaları mümkündür. Ayrıca, bir bulanık küme öğesi aynı değişken özelliğine sahip olmak üzere, farklı bir üyelik değeriyle başka bir kümenin de öğesi olabilir.

Klasik küme teorisinde, bir eleman bir kümeye kesin olarak ya girer ya da girmez. İkinin ortasında bir durumdan söz edilemez. Bulanık küme teorisi ise, elemanların farklı üyelik dereceleriyle birden fazla kümeye girmesini sağlayan, klasik küme teorisinin genişletilmiş versiyonudur. Üyelik fonksiyonları bir elemanın bir kümeye ne kadar ait olduğunu gösteren değerlerdir. 0 olması durumu, elemanın kümeye ait olmadığını, 1 olması durumu ise kesin olarak ait olduğunu gösterir. 1'ye yakın değerler elemanın yüksek derecede kümeye ait olduğunu, 0 yakın değerlerde ise düşük derecede ait olduğunu gösterir.

Bu şekilde tanımlanan üyelik derecelerinin her bir bulanık söz için üç temel özelliği sağlanması tanım olarak gerekmektedir. Bunlar şöyle sıralanabilir;

1) Bulanık kümenin normal olmasıdır ki; bunun için en azından o kümede bulunan elemanlardan bir tanesinin en büyük üyelik derecesi olan 1'e sahip bulunması gerekliliğidir.

2) Bulanık kümenin monoton olması gerekir ki bunun anlamı üyelik derecesi 1'e eşit olan elemana yakın sağda ve soldaki elemanların üyelik derecelerinin de 1'e yakın olmasıdır.

3) Üyelik derecesi 1'e eşit olan elemandan sağa ve sola eşit mesafede hareket edildiği zaman bulunan elemanların üyelik derecelerinin birbirine eşit olmasıdır ki buna da bulanık kümenin simetrik özelliği adı verilir.

Klasik kümelerle bulanık kümelerin arasındaki önemli farklardan bir tanesi, klasik kümelerin sadece bir tane dikdörtgen üyelik derecesi fonksiyonu bulunmasına karşılık, bulanık kümenin yukarıdaki üç şarttan ilk ikisini mutlaka sağlayacak biçimde değişik üyelik derecesi fonksiyonlarına sahip olmasıdır. Buradan üyelik derecesi fonksiyonlarının mutlaka simetrik olma özelliğini sağlaması gerekmediği anlaşılabilir.

3.2.1 Bulanık kümelerin gösterimi

Verilen bir U evrensel kümesi için karakteristik fonksiyon f_A bulanık olmayan bir A kümesi için aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$\begin{aligned} f_A : U &\rightarrow \{0,1\} \\ f_A(x) &= 1 \quad x \in A \\ f_A(x) &= 0 \quad x \notin A \end{aligned} \quad (3.1)$$

Bulanık kümeler ise $[0,1]$ aralığında değişen üyelik derecelerini kullanır.

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1]$$

Bulanık kümeler 4 yakın sayılar, siyaha yakın renkler, büyük gezegenler, yüksek sıcaklık, kısa uzaklık gibi kesin olmayan kavramları temsil eder. Bulanık küme alanları kesikli veya sürekli olabilir. Sonlu alana sahip bulanık küme A için yaygın olarak matematiksel notasyon $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ve üyelik fonksiyonu μ_A ise:

$$\mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + \dots + \mu_A(x_n)/x_n \quad (3.2)$$

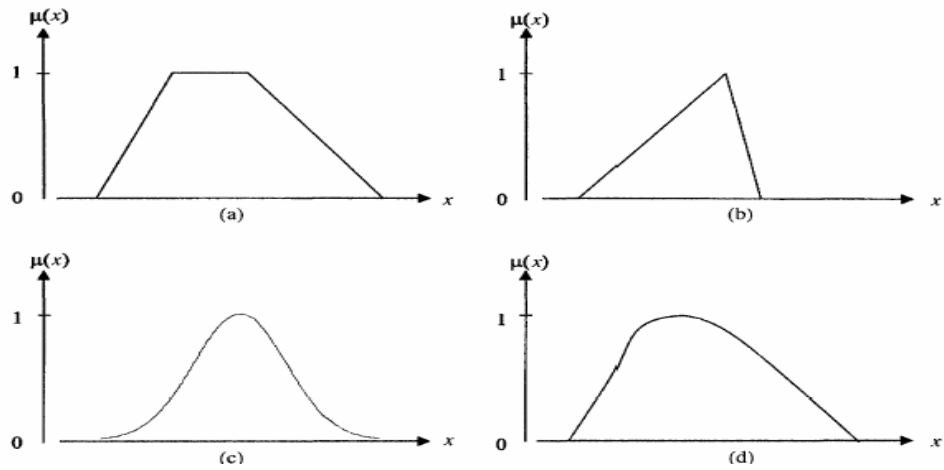
Örnek olarak 4' yakın sayılar için üyelik fonksiyonu

$$0.2/1+0.5/2+0.8/3+1/4+0.8/5+0.5/6+0.2/7$$

Çoğu durumunda, bulanık kümeler sürekli alanlardan oluşur. Bu durumda üyelik fonksiyonları için matematiksel fonksiyonlar ve grafikler tanımlanır. Çoğu durumda, üçgen, yamuk, s-şekilli ve gauss fonksiyonları tercih edilir.

Üçgen şekilli bulanık küme aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &= m_l x + h_l & x \leq a \\ \mu_A(x) &= -m_r x + h_r & x > a \end{aligned} \quad (3.3)$$



Şekil 3.1 Yaygın Olarak Kullanılan Üyelik Fonksiyonları (a)Yamuk Şekilli (b) Üçgen Şekilli (c)Gauss Üyelik Fonksiyonu (d)Çan Şekilli **Not:** Tüm üyelik fonksiyonları , sürekli, normal ve konvektir

Üçgen şekilli üyelik fonksiyonu düşünüldüğünde; üyelik değeri 1 olan eleman olduğu kısım fonksiyonun **özü**, üyelik derecesi 0 ile 1 arasında değişen elemanların olduğu kısım fonksiyonun kısımları, üyelik fonksiyonu 0 den büyük olan elemanların oluşturduğu kısım ise fonksiyonunun **dayanağı** olarak adlandırılır. Normal olma özelliğinden dolayı üyelik fonksiyonunun değeri en az bir eleman için 1 olmalıdır. Ayrıca üyelik fonksiyonları sürekli artan ve sürekli azalan özelliğine sahip olmalıdır. Üyelik değeri 0.5 olan kısım *geçiş noktası*, en yüksek üyeliğe sahip olan kısım ise *yükseklik* olarak adlandırılır.

Bulanık küme kavramı için önemli olan bir diğer kavram ise dilsel değişken kavramıdır. Cebir değişkenleri sayısal değerler alırken, dilsel değişken kelime veya cümle şeklindeki metin değerler almaktadır. Bu değerlerin kümesi terim kümesi olarak adlandırılır. Terim kümesi içindeki her bir değer, temel değişkenlere dayanarak tanımlanmış bulanık bir değişkendir. Kısaca hiyerarşik olarak bakıldığında dilsel değişken → bulanık değişken → temel değişken

Dilsel değişkenin “yaş ” olarak etiketlendiği varsayılırsa; bu dilsel değişkenin her biri bir bulanık kümeye karşılık gelen, terimleri, “yaşlı”, “çok yaşlı”,

“orta yaşlı”, “biraz genç”, “genç”, “çok genç” şeklinde olabilir. Her bir terim, 0 ile 100 arasında ölçeklendirilebilen temel değişkenlerin üzerinde tanımlanan bulanık bir değişkendir.

3.3 Bulanık Sistemler, Karmaşıklık ve Belirsizlik

Zadeh'in (1973) uyumsuzluk prensibi bir bulanık sisteme neden ihtiyaç duyulduğunu açıklamıştır. Prensip aslında sistemin karmaşıklığı arttıkça sistem davranışı hakkında kesin ve aynı zamanda anlamlı ifadeler ulaşma kabiliyetimizin bir eşığe ulaşmaya kadar azaldığını ve bu eşikten sonra kesinliğin ve anlamlılığın (uygunluğun) birbirini dışlayan özellikler olduğunu belirtir. “Gerçek yaşamdaki probleme daha detaylı baktıkça çözüm de o kadar bulanıklaşır” [Zadeh, 1973].

Kompleks ve belirsizlik içeren problemlere nesnel yaklaşımlar sergilemek insanlara özgü bir davranıştır. Karmaşıklık genelde belirsizlik şeklindeki tereddütlerden ortaya çıkar; bunlar günlük hayattaki birçok sosyal, teknik ve ekonomik olayda karşılaşılan durumların özelliğidir. Karmaşık bir sistem üzerinde düşünen bir insan beyni sistemin davranışı üzerinde takribi sonuçlar çıkarmaya çalışır (bilgisayarların sahip olmadığı bir özellik) ve bu şekilde problemin sadece genel bir çözümlemesini hafızasında tutar. Bu genelleştirme ve müphemlik bir insanın karmaşık bir sistemi kavraması ve anlaması için yeterlidir.

Sistem hakkında daha fazla bilgiye ulaştıkça karmaşıklık azalır ve kavrayış artar. Karmaşıklık azaldıkça matematiksel yöntemler tarafından sağlanabilecek kesinlik sistemin modelinin kurulabilmesi için daha faydalı olur. Daha az karmaşık yani belirsizliği düşük sistemler için kapalı formdaki matematiksel ifadeler sistemin davranışına ait kesin açıklamalar sunar. Karmaşıklığı düşük olan fakat hakkında kapsamlı verilere sahip olmadığımız sistemler için hesaplamaya dayalı sinir ağları gibi modelden bağımsız metotlar, eldeki verilerin genel modeline dayanan öğrenme yardımıyla belirsizliği kısmi olarak azaltacak güçlü ve etkin yöntemler sunar.

Sahip olduğu bilginin içeriğinin kesin olarak bilindiği, yani hiçbir şekilde belirsizlik, şüphe ve müphemlik barındırmayan sistemler için sanal olarak hiçbir bir sorun yoktur. Kesin olmayan bilginin birçok şekli olabilir. Belirsizlik karmaşıklıktan doğabilir. Bu duruma örnek olarak bir elektrik dağıtım sisteminin güvenilirliğinin

değerlendirilmesindeki belirsizlikler gösterilebilir. Belirsizlik bilgisizlikten, şanstın (ya da şanssızlıktan), rasgele gerçekleşen olaylardan, gerçeklerden sapmalardan, doğru ölçüm yapamamaktan, ihmalden ya da konuşma dilimizin doğasından kaynaklanan bulanıklık gibi sebeplerden kaynaklanır.

Bir araştırmacı belirsizlik içeren bir sistemi ifade edecek modeli ortaya koymadan önce sistemdeki belirsizliğin doğasını anlamak zorundadır. Çok az sayısal veriye sahip ve hakkında sadece şüpheli ve belirsiz bilgi edinebildiğimiz en karmaşık sistemler için, bulanık muhakeme metotları gözlem ve sonuç verileri arasında yaklaşık ara değerleri bularak sistem davranışlarının anlaşılmasını sağlarlar. Bulanık modellerdeki belirsizlikler oldukça fazladır.

Bulanık mantık insan beyninin eksik bilgilere dayanarak karar verebilme esasına dayanır. Bulanık sistemler bulanık kümeleri bulanık kurallarla birleştirirler ve genel bir karmaşık, doğrusal olmayan davranış ortaya çıkarırlar. Bulanık sistemler yapılandırılmış sayısal tahmin edicilerdir. Başlangıç olarak gerçek hayatta bulunan yapısal kategorilerin içyüzlerini kavramaya ve bunların ayrıntılı formüllerini çıkarmaya çalışır. Ardından elde edilen bu uzman bilgilerini “if – then” kuralları olarak ifade eder. Sayısal modelden bağımsızlık ve dinamizm gibi üstün avantajlara sahip bulanık modeller, belirsiz, muallâk ve gürültülü ortamlarda sistemin işleyiş anlayışının gelişmesini sağlarlar.

Fiziksel süreçlere ait modellerin geliştirilmesi sırasında elde edilen bilgilerin bir kısmı, belki de modeli kuran kişinin içgüdüsel tepkilerinden dolayı, sayısaldan ziyade yargısal olabilir. Bulanık karar verme sezgiyi probleme dahil etme yollarını bize sunar.

Veriyi ifade etmenin ve taşımanın yaygın bir şekli bizim iletişim şekillerimiz, yani doğal lisanlarımızdır. Doğası nedeniyle, doğal lisan muallak ve müphemdir. Fakat aynı zamanda insanlar arasında iletişimin ve bilgi alışverişinin en güçlü aracıdır. Doğal lisandaki belirsizliğe rağmen insanlar diğerlerinin yaklaşımlarını ve fikirlerini anlamakta fazla zorlanmazlar. Bir bilgisayarla bir insanın iletişimine gelince, yüksek kesinlikte komutlar söz konusu olduğu için durum bu kadar kolay değildir.

Daha iyi biri izah için, “kısa boylu insan” teriminin yorumlanması tartışılabilir. X kişisine göre kısa boylu bir insan 1.65 m’nin altında olabilir. Y kişisine göre kısa boylu bir insanın boyu 1.70 m. ya da daha azdır. “Kısa” dilsel tanımı bu bireylerin her biri için ne anlam ifade eder? Şaşırtıcıdır ki yanlış anlama ihtimaline rağmen, boyları arasında hatırı sayılır bir fark bulunsa bile kısa terimi iki bireye de birbirine yakın bilgiler iletir. Böylece aralarında doğru bir iletişim ve anlaşma imkanı sağlanır. Boyları ne olursa olsun, etkin bir iletişim kurabilmeleri için kısa teriminin taşıdığı anlamın X ve Y bireylerinin her ikisi için de kesin olarak aynı olması gerekmez. Kısa tanımlaması yapması beklenen bir bilgisayarın ise kesin uzunluk ölçülerine ihtiyacı olacaktır. Bulanık küme teorisinin altında yatan güç belirsiz durumların temsili için sayısal değişkenler yerine dilsel ifadeleri kullanabilmesidir.

Bulanık sistemlerin, doğrusal olmayan karmaşık süreçlerin modellenmesini tatmin edici doğruluk derecelerinde başardığı gösterilmiştir. Bu sebeple farklı fen bilimleri ve mühendislik alanlarından birçok araştırmacının yükselen ilgisiyle karşı karşıyadır. Bulanık sistemlerin uygulama alanlarının sayısı ve genişliği, tüketim ürünlerinden endüstriyel kontrol sistemlerine, medikaldan bilişim sistemlerine kadar geniş bir yelpazede her geçen gün artmaktadır.

3.4 Bulanıklık ve Olasılık

Bulanıklık ve olasılık genellikle birbirine karıştırılır. Bulanıklık konusuna yeni başlayan birisi bulanık küme teorisinin görünüşte olasılık teorisinin başka bir çeşidi olduğunu düşünür. Bulanık küme teorisi belirsizlikleri temsil etmenin bir yolunu ortaya koyar. Olasılık teorisi ise matematiksel modellerdeki belirsizliğin temsilinde kullanılan en önemli metot olmuştur.

Temel istatistiksel analizler olasılık teorisine ve ya da durağan tesadüfi süreçlere dayanır. Oysa ki deneysel sonuçların çoğu hem tesadüfi (genellikle gürültü) hem de tesadüfi olmayan süreçlere sahiptir. Tesadüfi süreçlerin ya da durağan tesadüfi süreçlerin bir kısmı aşağıdaki üç özelliğe sahiptirler [El-Hawary].

1. Süreçlerin tanımlandığı örneklem kümeleri bir deneyden diğerine değişmezler, yani sonuç kümesi değişmez.

2. Örneklem küme içindeki bir olayın gerçekleşme sıklığı ya da olasılığı sabittir ve bir denemeden diğerine veya bir deneyden diğerine değişmez.

3. Sonuçlar deneyden deneye tekrarlanabilir olmalıdır. Bir denemenin sonucu geçmiş ya da gelecek bir denemenin sonucunu etkilemez.

Diğer tarafta bulanık kümeler bu özellikleri taşımazlar. Belirli bir tesadüfi sürecin gerçekleşmesinin sonuçları tamamen şansa bağlıdır. Tesadüfi bir süreç için sadece çok uzun dönemli ortalamaların kesin tanımlarını yapmak olasıdır.

Takdir buyrulur ki belirsizliklerin hepsi tesadüfi değildir. Bazı belirsizlik biçimleri rasgele değildir ve olasılık teorisiyle ele alınması ya da modelinin kurulması uygun değildir. Aslında iddia edilebilir ki karmaşık sistemlerin içerdiği belirsizliğin önemli bir bölümü doğası gereği tesadüfi değildir. Eldeki bir problemle ilgili müphemlik, kesinlikten uzaklık ve/veya bilgi eksikliğinden kaynaklanan belirsizliğin modellenmesinde bulanık küme teorisi mükemmel bir araçtır.

Bulanıklıkla olasılık arasındaki en büyük fark bulanıklık determinist olasılıkla ilgilenirken, olasılık determinist olmayan, stokastik olayların olasılıklarıyla ilgilenir. Bulanıklık belirsizliğin bir şeklidir. “Ferah sıcaklık”, ya da “iyi pişmiş” gibi bir kavramın tanımında ya da bir terimin yorumunda bulunan muallaklıktır (müphemliktir). Öte yandan olasılığın belirsizliği genel olarak tesadüfilik kavramıyla temsil edilen bir olayın gerçekleşmesiyle ilgilidir. Bir başka deyişle bir ifade eğer bir çeşit olabilirliği ve ya bir belirsizlik derecesini ya da açık bir şekilde tanımlanmış fakat tesadüfen gerçekleşen olayları açıklıyorsa olasılıkla ilgilidir. Örneğin; “şampiyonluk şansımız yüzde elli” ve ya “yarın hava güneşli olacak” veya “zarda altı gelme şansı” tesadüflüğün belirsizliğini ortaya koyar.

Bulanıklık ve tesadüfilik doğaları gereği farklı oldukları için, her ikisi de belirsizliğin farklı yüzleridir. İlki insanın “öznel” düşünme tarzını, duygularını ya da lisanını ifade ederken, ikincisi doğa bilimlerindeki “nesnel” istatistikleri belirtir.

Modellemenin görüş açısından bulanık ve istatistiksel modeller felsefi olarak farklı bilgilere hükmederler: Bulanık üyelik dereceleri nesnelere kesin bir şekilde ifade edilmiş özelliklerine benzerliğini ortaya koyarken, olasılıklar görece tekrarlar (iki olayın gerçekleşme sıklıklarının karşılaştırılması) hakkında bilgileri ifade eder. Fiziksel süreçlerdeki tesadüfi olmayan belirsizliği (güvenilmezliği, müphemliği,

muallaklığı, müphemliği) rakamlarla belirten bir model arayışı, sistemin belirsizliğini anlamının sistemin kendini anlamak olduğu için, bulanık sistem teorisinin temel öncülüdür. Anlayış ilerledikçe, modellemedeki doğruluk da yükselir.

3.5. Bulanık Mantığın Uygulandığı Durumlar

Kesinlik belirgin ise, örneğin, problemin daha iyi anlaşılması konusunda bulanık sistemler geleneksel algoritmalarından daha verimsizdir. Mühendislik modellerinde kesin bilgiler ve neticeler talep etmek üretim ve geliştirmede yüksek maliyet ve uzun araştırma süreçleri talep etmek anlamına gelir. Basit sistemlerin dışındakilerde maliyet kesin bilgi miktarıyla doğru orantılıdır: Daha yüksek derecede kesinlik daha yüksek maliyete yol açar. Bulanık mantığı belirli bir problem için kullanmak niyetinde olan bir araştırmacının, belirsizliğe gösterilen toleransı kullanma ihtiyacını kafasında tartması gerekir. Yüksek derecedeki kesinlik sadece yüksek maliyete sebep olmaz, aynı zamanda sistem üzerinde serbest bir şekilde işlem yapılmasını da engeller.

Diğer bir tarafta bulanık sistemler kesin ve güvenilir olmayan muallak bilgiler tarafından tanımlanan problemlerin modellenmesine odaklanabilir. Sistem problemlerinin bulanık sistem çerçevesinde formüle edilmesinin uygun olacağı durumlar şunlardır:

1. İnsan etkileşiminin dahil olduğu süreçler (insana özgü tanımlamaların ve sezgisel düşünmenin).

2. Sistem davranışının temelini oluşturan kuralları ve her bir değişkenin temel özelliklerini temsil eden bulanık kümeleri ortaya koyabilecek bir uzmanın bulunduğu durumlar.

3. Sürecin matematiksel bir modelinin olmadığı, ya da olsa bile bu modelin çözümlenmesinin ve kodlanmasının çok zor olduğu, ya da gerçek zamanlı işlemlerde ölçülmesinin ve değerlendirilmesinin karmaşıklığı yüzünden imkansız olduğu ya da önceden belirlenmiş devre mimarisinde geniş hafıza alanına ihtiyaç duyduğu durumlar.

4. Kolaylıkla ayrık (discrete) parçalara bölünebilen süreklilik gösteren süreçlerle ilgili durumlar.

5. Yüksek çevre gürültüsünde çalışılan ya da ucuz algılayıcılarla düşük kesinlik derecelerine sahip mikro işlemcilerin kullanıldığı durumlar.

Bulanık sistem araçlarını kullanma yeteneği yukarıda belirtilen özelliklere sahip problemlerin büyük bir çoğunluğunun ele alınmasına olanak sağlar. Bulanık formülasyonlar işlem yapabilme zorluklarının üstesinden gelmeyi sağlar, dayanıklılığın ve düşük çözümleme maliyetlerinin başarılmasına yardımcı olur.

Herhangi bir alan bulanıklaştırılabilir ve böylece söz konusu alandaki klasik küme kavramının bulanık küme kavramıyla yer değiştirmesiyle genelleştirilir. Bu sebeple grafik teorisi (graph theory), aritmetik ve olasılık teorisi gibi alanları bulanıklaştırıp bulanık grafik teorisi, bulanık aritmetik ve bulanık olasılık teorisi karşılık olarak geliştirilebilir. Üstelik sinir ağları, model tanımlama (pattern recognition) ve bulanık matematiksel programlama gibi uygulama alanlarını da bulanıklaştırıp bulanık sinir ağlarına, bulanık model tanımlamaya ve bulanık matematiksel programlamaya ulaşılabilir. Bulanıklaştırmanın faydaları; daha geniş bir umumiyeti, daha yüksek bir açıklayıcı yeteneği, fiili problemlerin modellenmesinde güçlendirilmiş bir kabiliyeti ve belirsizlik toleransından faydalanma metotlarıdır

3.6 Bulanık Sistemin Uygulama Alanları

Günümüzde bulanık sistemler birçok fen bilimleri ve mühendislik uygulamasında geleneksel teknolojilerin yerine geçmiş durumdadır. Bulanık sistemler; kontrol (en sık kullanıldığı alan), model tanımlama (görüntü, ses, sinyal işleme gibi), nicel çözümleme (yöneylem araştırması, yönetim), çıkarsama (teşhis, tahmin ve planlama için uzman sistemler; doğal lisan işleme; akıllı arabirim; akıllı robotlar; yazılım mühendisliği), ve bilgi çıkarma (veritabanları) gibi alanlarda kullanılmaktadır.

Tüketim malları ve endüstriyel sistemlerinde geniş bir çeşitlilikle bulanık mantık sistemlerin kullanımında hızlı bir gelişme görülmektedir. Göze çarpan örnekler şunları kapsamaktadır;

1. Elektrikli ev aletlerinde, örneğin Matsushita, akıllı algılayıcılarla bulanık mantığı birleştiren bulanık çamaşır makinesini geliştirdi. Algılayıcılar kazandaki giysilerin rengini ve cinsini belirler ve bulanık bir mikroişlemci 600 farklı su sıcaklığı, deterjan miktarı ve yıkama ve devir sayısı kombinasyonundan en uygununu seçer.

2. Fisher, Sanyo ve diğerleri bulanık odaklama ve görüntü dengelemesi sağlayan kameraları ürettiler.

3. Mitsubishi sıcaklık değişikliklerini kullanıcı rahatlık endekslerine göre ayarlayan bulanık sistemleri kullanan klimaları üretti.

Bulanık tüketim ürünlerinin ve yeni patentlere tabi bulanık uygulamaların sayısı o kadar hızlı artmaktadır ki, uygulamalara ait sınırlı bir liste sunmak imkansızdır. Bulanık sistemlere gösterilen bugünkü ilginin sebebi de bu yaygın ve başarılı uygulama zenginliğidir.

3.7 Esnek Hesaplama Teknikleri

Geniş bir bakış açısından bakılınca, bulanık mantık Zadeh'in tanımıyla *esnek hesaplama (soft computing)* olarak bilinen, yükselen araştırma alanının bir parçasıdır. Makinelerin akıllılığında son zamanlarda görülen belirgin artışın altında yatan önemli gerçeğin karar vermede kesin şekiller yerine insan zekâsının yaklaşımlı yöntemlerini uygulama kabiliyetini taklit etmek için esnek hesaplama tekniklerinin kullanılması olduğuna inanılmaktadır.

Öncelikli hedefleri duyarlık, kesinlik ve ihtimam olan geleneksel kesin hesaplama metotlarından farklı olarak esnek hesaplama yöntemleri muallaklığa, belirsizliğe ve kısmi gerçeklere tolerans gösterir. Esnek hesaplamanın birincil hedefi düşük işlem karmaşıklığı, dayanıklılık, yüksek düzeyde makine zekâsı ve düşük maliyetler sağlamak için bu toleranstan faydalanmaktır. Bulanık mantığa ilaveten esnek hesaplama yöntemlerinin diğer önemli parçaları sinir ağları, olasılıklı karar verme, genetik algoritmalar, evrimsel programlama (evolutionary networks), kanaat ağları (belief networks), kaotik sistemler, eğitim teorisinin bölümleridir.

Bunlar arasında, genetik algoritmalar ve evrimsel programlama düşük düzeyli mikroskobik biyolojik modellere dayanmaları bakımından sinir ağılarına benzerler. Türlerin çevre şartlarına daha iyi uyum sağlayacak şekilde gelişmeleri gibi problemlere daha iyi çözümler bulacak şekilde gelişirler. Bulanık mantığın, sinir ağlarının, genetik algoritmaların evrimsel programlamanın esnek hesaplamayı oluşturan parçalar olduğunu James Bezdek'in [Bezdek,1981] de kabul ettiği önemli bir noktadır. Esnek hesaplama geleneksel (sembolik) yapay zeka yöntemlerinden farklı olarak insan aklı tarzında düşük seviyeli bir kavrama şeklidir. Sinir ağları ve olasılıklı karar verme yöntemleriyle ortak kullanıldığında bulanık mantık genellikle belirsizlikten ve yaklaşımlı muhakemeden, sinir ağları öğrenmeden ve olasılıklı karar verme de kesinsizlikten sorumludur. Bulanık mantık, sinir ağları ve olasılıklı karar verme yöntemleri birbirlerine rakipten ziyade tamamlayıcı oldukları için birlikte kullanılmaları genellikle faydalı sonuçlar verir.

4.BULANIK TAHMİN MODELLERİ

4.1.Bulanık Tahmin Modellerine Giriş

Bulanık küme teorisi kullanılarak oluşturulan, bilinen ilk tahmin uygulaması *Economakos*'unkidir (1979) [Taheri, 2003]. Simülasyon tabanlı model, günün farklı zaman dilimlerinde ölçülen ve dilsel olarak ifade edilen elektriksel yük bileşenlerinin tahminine dayanır. Bu ilk makaleden sonra bulanık mantığa dayalı tahmin metotlarına olan ilgi gözle görülür bir şekilde artmıştır. *Bulanık tahmin* araştırmaları üç kategoriye ayrılır: *Delphi metoduna* dayanan nitel tahmin, zaman serileri analizi ve regresyon analizi. Bulanık tahmin uygulamalarının bir özeti Tablo 4.1'de gösterilmiştir.

Tablo 4.1 Literatürde Bulanık Tahmin

ARAŞTIRMACI(LAR)	KULLANILAN MODEL	UYGULAMA
Hesmaty ve Kandel (1985)	Regresyon(4 bağımsız değişken)	Bilgisayar ve çevre birimlerinin satış tahmini
Tanaka (1982)	Regresyon (5 bağımsız değişken)	Prefabrik evlerin fiyat tahmini
Chen(1996)	Zaman serileri	Alabama Üni. öğrenci kayıtları
Song (1995)	Zaman Serileri	Alabama Üni. öğrenci kayıtları
Sullivan ve Woodall (1994)	Markov modeli ve zaman serileri	Alabama Üni. öğrenci kayıtları
Song ve Chissom (1994)	Zaman değişkenli zaman serileri	Alabama Üni. öğrenci kayıtları
Cummings ve Derrig(1993)	Tahmin seçimi kararı	Sigorta zararlarının tahmini
Shnaider ve Kandel (1989)	Zaman serileri	Kurumlar gelir vergilerinin tahmini
Ishikawa (1993)	Delphi metodu	Yeni bir Bulanık Delphi Metodu önerisi
Kaufmann ve Gupta (1988)	Delphi metodu	Bulanık Delphi üzerine bir uygulama

4.2. Bulanık Delphi Metodu

Bulanık Delphi metodu yönetim bilimlerinde uzun dönemli tahminler için kullanılan ve *Delphi metodu* olarak bilinen klasik yöntemin geliştirilmiş bir halidir. 1960'lı yıllarda ABD Kaliforniya'daki Rand Corporation'da geliştirilmiştir. *Delphi* ismi geleceği tahmin etmesiyle ünlü antik Yunan kâhini *Delphi*'den esinlenerek verilmiştir.

Delphi metodunda ilk olarak, bir gruptaki uzmanlar kendi bilgilerine dayanarak, pazarın genel durumu, ekonomi ve ya teknolojik yenilikler gibi konularda geleceğe dair bireysel tahminlerde bulunurlar. Her bir uzman, gruptaki diğer kişilerin yaptığı tahminlerden habersizdir. Yapılan tahminlerin ortalaması alınır, istatistiksel olarak analiz edilir ve sonuçlar açıklanır. Gruptaki her bir uzmanın bireysel ve aynı zamanda grubun ortalama tahminlerini bilen uzmanlardan aynı konu üzerinde tekrar tahmin yapmaları istenir. Sonuçlar yeniden istatistiksel olarak analiz edilir. Bu süreç yönetim birimi açısından mantıklı bir sonuca ulaşıncaya kadar tekrar edilir. Genelde iki ya da üç tekrar yeterlidir [Bojadziev, 1999].

Murray (1985) Delphi metodundaki belirsizliği modellemede bulanık küme teorisinin uygun bir yöntem bilim olduğunu ortaya koyar. Belirsizlik uzmanların kelimelere yükledikleri anlam ve yorum farklarından kaynaklanır. Pilot bir Delphi uygulaması, uzman olarak işletme lisans öğrencileri (kontrol ve test gruplarına ayrılmış) kullanılarak "AA" not ortalamasını tutturabilecek öğrencilerin yüzdesini tahmin için gerçekleştirilmiştir. Araştırmacılar Delphi metodundaki belirsizliği modellemek için uygun yaklaşımı sergilemişler ve gelecekteki araştırmalar için metodolojik konulara ışık tutmuşlardır.

Kaufmann ve Gupta (1988) tahmin ve karar vermede kullanılan bulanık Delphi metodu üzerine detaylı bir araştırma ortaya koyarlar. Araştırmacılar tahminlerin üçgensel bulanık sayılar olarak gösterildiği, dört adımlık bir sürecin özetini sunarlar. Bulanık Delphi metodu on iki uzmandan oluşan bir grubun kavramsal bilgileri işleyen bir bilgisayarın gerçekleştirebilirliğiyle ilgili tahminlerine dayanır.

Ishikawa (1993) geleneksel ve bulanık Delphi metotlarının yetersizliklerini ortaya koyar ve *Yeni Bulanık Delphi Metodu*'nu (YBDM) önerir. YBDM şu avantajlara sahiptir.

1. Bulanıklık kaçınılmaz olarak Delphi metodunun sonuçlarıyla ilgilidir.
2. Delphi'deki turların sayısı azaltılır.
3. Tahmin konularının dilsel yapısı yeniden tanımlanır.
4. Uzmanların bireysel özellikleri açıklanır.

YBDM iki metodolojiden oluşur: *Min – Max Delphi Metodu* ve *Bulanık Entegrasyonlu Bulanık Delphi Metodu*. Min – Max Delphi Metodu her bir tahmincinin verisini uzman bilgisi ışığında açıklar, tahminin doğruluğunu tahminin gerçekleştirilmesini temsil eden bir aralık aracılığıyla ortaya koymaya çalışır ve en uygun periyottaki kesişme noktasını ortaya çıkarır. Bulanık Entegrasyonlu Bulanık Delphi Metodu (BEBDM) her bir uzmanın görüşünü bulanık bir ölçü olarak kullanır ve üyelik fonksiyonlarını bulanık olarak birleştirerek en uygun periyottaki nokta tahmini belirler.

4.3. Bulanık Zaman Serileri

Shnaider ve Kandel (1989) ABD'nin Florida eyaletinde toplanan kurumlar vergisinin miktarını tahmin edebilmek için bilgisayarda uzun dönemli bir tahmin metodu geliştirirler. Florida eyaletinde toplanan kurumlar vergisi miktarını tahmin etmek için önceki tarihlerde geliştirilen klasik ekonometri modelleri kabul edilebilir hata sınırları içinde tahminler sunmayı başaramamışlardır. Bu başarısızlığın ana sebepleri, ekonometri modellerinin, vergi mükelleflerinin kurumsal stratejileriyle ilgili belirsiz ve kesin olmayan bilgileri ve vergi ödemelerindeki dağılımın düzensizliklerini uygun bir şekilde ele alamamasıdır.

Bulanık tahmin sistemi iki bölümden oluşur. Birinci bölüm hareketli ortalamalar tekniğini kullanarak kurumsal vergi geliri ve reel Brüt Milli Hâsıla'daki yıllık büyüme verilerini bulanık terimlere dönüştürür. "ortalama - hızlı arası büyüme", "az miktarda pozitif büyüme", "çok hızlı büyüme" gibi on sekiz tane bulanık büyüme deyimini tanımlanır. Sistemin ikinci bölümü bulanıklaştırılan verileri

girdi olarak kullanır ve sonuçta tahmini kurumlar vergisi gelirini elde eder. Bir kontrol mekanizması toplam tahmin hatasının kabul edilebilir sınırlar dâhilinde kalmasını sağlar.

Song ve Chissom (1993) zaman serileri için teorik bir çerçeve sunarlar. Bulanık zaman serilerin tanımını yaparlar, yaklaşımlı sonuç çıkarma ve bulanık ilişkisel denklemler yollarıyla modelin ana hatlarını ortaya koyarlar. Bir süreç dinamikse ve sürece ait geçmiş veriler bulanık kümeler veya dilsel değerler şeklinde temsil edilebiliyorsa bu sürece ait bulanık zaman serisi oluşturulabilir.

4.3.1 Bulanık kümeler ve bulanık zaman serileri

Fen bilimlerinde, matematik alanında geçen yüzyılda meydana önemli gelişmelerden bir tanesi de *belirsizlik* konusuyula ilgilidir. Zadeh (1965) belirsizlik olgusunun ele alınmasıyla ilgili temel çıkış noktalarını ve “Bulanık Kümeler” terminolojisini tanıtmıştır. Dubois ve Prade 1978 yılında *bulanık sayıları reel sayıların bulanık bir alt kümesi* olarak açıklamıştır. 1975 senesinde Zadeh bulanık aritmetik teorisini ve uygulamalarının tanıtımını yapmıştır.

Tanım 4.1 : *Reel sayılar kümesi R 'de tanımlı bir bulanık sayı R 'nin normal ve konveks bir alt kümesidir [Lee, 2004].*

Bulanık zaman serileri kavramı ilk olarak Song ve Chissom tarafından ortaya atılmıştır. Bulanık ilişkileri belirlemek için kullanılacak birçok hesaplama metodu mevcuttur. Farklı metotlar değişik sonuçlara yol açar. Song ve Chissom tarafından geliştirilen modelde ilişkileri belirleyebilmek için Mamdani (1977) metodu kullanılmıştır. Bulanık zaman serileri ile klasik zaman serileri arasındaki en büyük fark; ilkinin bulanık kümeler diğerrinin ise zamana bağlı reel sayılar olmasıdır.

Tanım 4.2 : *$Y(t)$ ($t = \dots, 0, 1, 2, \dots$) Reel sayılar kümesi R 'nin bir alt kümesi ve $f_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots$) bulanık kümelerinin yer aldığı tanım kümesi, $F(t)$ de $f_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots$)'lerin bir araya gelmesiyle oluşsun. $F(t)$ 'ye $Y(t)$ ($t = \dots, 0, 1, 2, \dots$)'de tanımlı bir Bulanık Zaman Serisi denir [Lee, 2004].*

$F(t)$ dilsel bir değişken, $f_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots$) de $F(t)$ 'nin olası dilsel değerleri olarak düşünülebilir. Değişik zaman değerlerinde $F(t)$ 'nin alacağı değerler farklı

olacağından, $F(t)$ 'ye t 'nin bir fonksiyonu diyebiliriz. Ayrıca farklı zaman değerlerinde tanım kümesi de farklı olacağından, t anındaki tanım kümesi $Y(t)$ şeklinde gösterilir.

Tanım 4.3 : I ve J , sırasıyla $F(t-1)$ ve $F(t)$ için endeks setleri olsun. $j \in J$ için herhangi bir $f_j(t) \in F(t)$ ye karşılık $f_i(t-1) \in F(t-1)$ fonksiyonunu, $i \in I$ şartı sağlanıyorken, 'o' operatörünün max-min işlemini temsil ettiği durumlarda, $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}(t, t-1)$ eşitliğini sağlayan bir $R_{ij}(t, t-1)$ bulanık ilişkisinin bulunması halinde elde edebiliyorsak, $F(t)$ 'nin yalnızca $F(t-1)$ 'e bağlı olduğunu söyleyebiliriz [Lee, 2004].

Tanım 4.4 : $j \in J$ için herhangi bir $f_j(t) \in F(t)$ ye karşılık $i \in I$ şartı sağlanıyorken, $f_i(t-1) \in F(t-1)$ varsa ve $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R_{ij}(t, t-1)$ eşitliğini sağlayan bir $R_{ij}(t, t-1)$ bulanık ilişkisi bulunuyorsa, \bigcup birleşim operatörüyle $R(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R_{ij}(t, t-1)$ şeklinde ifade edilebilir. Bu durumda $R(t, t-1)$ 'ye $F(t)$ ve $F(t-1)$ arasında bir bulanık ilişki denir ve bu ilişki $F(t) = F(t-1) \circ R(t-1)$ eşitliği ile ifade edilir [Lee, 2004].

Tanım 4.5: Kabul edelim ki $R_1(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R^1_{ij}(t, t-1)$ ve $R_2(t, t-1) = \bigcup_{i,j} R^2_{ij}(t, t-1)$ $F(t)$ ve $F(t-1)$ arasında bulanık ilişkiler olsun. $j \in J$ durumunda herhangi bir $f_j(t) \in F(t)$ ye karşılık $i \in I$ şartı sağlanıyorken, $f_i(t-1) \in F(t-1)$ fonksiyonu bulunabiliyorsa ve $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R^1_{ij}(t, t-1)$, $f_j(t) = f_i(t-1) \circ R^2_{ij}(t, t-1)$ eşitlikleriyle tanımlı bulanık ilişkiler sırasıyla $R^1_{ij}(t, t-1)$ ve $R^2_{ij}(t, t-1)$ olsun. Bu durumda $R_1(t, t-1) = R_2(t, t-1)$ eşitliği elde edilir [Lee, 2004].

Tanım 4.6: $F(t)$ 'nin yalnızca $F(t-1)$, veya yalnızca $F(t-2)$ veya...veya $F(t-m)$ ($m > 0$) 'ye bağlı olduğunu kabul edelim. Bu ilişki aşağıdaki bulanık ilişki denkleminle gösterilebilir [Lee, 2004].

$$F(t) = F(t-1) \circ R_0(t, t-m) \quad (4.1)$$

veya

$$F(t) = (F(t-1) \cup F(t-2) \cup \dots \cup F(t-m)) \circ R_0(t, t-m) \quad (4.2)$$

(4.1) ve (4.2) no.lu denklemler $F(t)$ 'nin birinci dereceden modelini ortaya koyarlar.

Varsayımı sadeleştirmek için $F(t)$ bulanık kümeler topluluğu yerine sadece bir bulanık küme olarak kabul edilir. Bu durumda bulanık zaman serileri şu şekilde tanımlanabilir.

Tanım 4.7: Eğer $F(t)$ bir bulanık kümeysen aynı zamanda bir *bulanık zaman serisidir*. Geçiş $F(t-1) \rightarrow F(t)$ şeklinde gösterilir [Lee, 2004].

4.4. Bulanık Regresyon Analizinin Genel Tanımı

Tanaka (1982) belirsizliğin hakim olduğu veya insan karar verme mekanizmasının bağımlı değişkeni rakamsal olarak kesin bir şekilde ifade edemediği sistemlerdeki tesadüfi ilişkilerin modellenmesi için *bulanık doğrusal regresyon metodunu* ortaya koyar. Gözlem ve tahmin değerleri arasındaki farkın ölçüm hatasını yansıttığı geleneksel regresyon analizinden farklı olarak, bulanık regresyondaki sapmalar sistem belirsizliğinin bir göstergesidir ve regresyon modelindeki parametreler tarafından temsil edilirler. Modeldeki bulanık parametreler sistemin bulanıklığına karşılık gelen olasılık dağılımları olarak düşünülürler. Bulanık parametreler doğrusal programlama metoduyla bulunurlar.

Tanaka'ya göre aşağıdaki eşitlik çıktı değişkenlerinin girdi değişkenlerine bağımlılığını gösterir.

$$\bar{Y} = f(x, \bar{A}) = \bar{A}_0 + \bar{A}_1 x_1 + \dots + \bar{A}_n x_n \quad (4.3)$$

\bar{Y} : Bulanık çıktı

$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: Gerçek değerli girdi vektörü

$\bar{A} = \{\bar{A}_0, \bar{A}_1, \dots, \bar{A}_n\}$: Simetrik bulanık sayılar kümesi

Bu durumda regresyon analiz problemi şu şekilde tanımlanabilir: $\langle x_1, y_1 \rangle, \langle x_2, y_2 \rangle, \dots, \langle x_m, y_m \rangle$ veri noktaları kümesi için (4.3) eşitliğine dayanarak, en uygun modeli ortaya çıkaracak şekilde $\bar{A}_0, \bar{A}_1, \dots, \bar{A}_n$ simetrik bulanık parametrelerinin bulunmasıdır [Ghoshray, 1997].

Regresyon analizi, eldeki girdi-çıkıktı veri kümesi bilgisini kullanarak model parametrelerinin tahminlerinin hesaplanması metotlarına verilen genel bir isimdir. Regresyon analizinin amacı:

- (a) Uygun bir matematiksel modelin bulunması ve
- (b) Eldeki veriden en uygun katsayıların bulunmasıdır

Klasik regresyon metodunda gözlem ve tahmin değerleri arasındaki sapmaların sebebi tahmin hatalarıdır. Diğer taraftan, bu sapmaları sistemin belirsizliğine bağlayabiliriz. Bu aşamada bulanık doğrusal fonksiyonla temsil edilen, sistem parametrelerindeki bulanıklık konusu devreye girer.

5.BULANIK MEVSİMSEL TAHMİN MODELİ

5.1 Mevsimselliğin Bulanık Tahmini

Hem üretim hem de servis organizasyonları karar verme aşamalarında tahminlere gereksinim duyarlar. Bu yüzden yönetim faaliyetleri talebin biçimini zamanlamalı, makul derecede doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin etmeyi de kapsar. Daha önce de bahsedildiği üzere iki tür tahmin metodu vardır: nedensel ve zaman serisi modelleri. Nedensel modeller etki eden faktörleri ve bu faktörlerin sonuçlarla ilişkilerini açıklamayı amaçlar. Diğer taraftan, geçmişe ait modelin gelecekte de geçerli olacağı varsayımından yola çıkan zaman serileri modelleri belirli zaman aralıklarıyla gözlemlenen veri serilerini kullanarak tahmin değerlerini hesaplar.

Profesör Zadeh tarafından ortaya atıldığından beri bulanık küme teorisi insan bilgisindeki belirsizliği ele almada önemli bir araç olarak bilinmektedir. Bulanık regresyon analizi de bulanık nedensel modelleri kurmak için kullanılmaktadır. Bulanık zaman serileri analizi “bulanık modelleme” olarak bilinen teknikleri sayesinde tanınmıştır. Zaman serileri verisinde trend, mevsimsellik ve hatta dönem gibi tipik biçimler bulunur [Chang, 1997].

Takip eden bölümlerde trendler ve mevsimsellik için bulanık bir model ortaya konulacaktır. Bir önceki bölümde tanımdan yola çıkılarak bir bulanık regresyon modeli kurulacaktır. Bu model sayesinde zaman serilerinin *bulanık trendi* tahlil edilecektir. Ardından mevsimlerin regresyon modeline üyelik derecelerini kullanarak bulanık mevsimsellik tanımlanacaktır. Bulanık mevsimsellik endeks kümeleri bulunacak ve bu kümeleri temsil eden bulanık mevsimsellik endeksleri hesaplanacaktır. Bu hesaplamaların yapılmasında kullanılan bulanık operatörler açıklanacaktır. Son olarak bulanık ve kesin (crisp) tahmin değerleri hesaplanacak, sonuçlar tahlil edilecektir.

5.2 Bulanık Regresyon Modelinin Kurulması

Katsayısı bir bulanık küme olan herhangi bir bulanık fonksiyonu şu şekilde tanımlayabiliriz;

$$f : X \times \bar{A} \rightarrow \bar{Y}; \bar{Y} = f(x, \bar{A})$$

(i) $x \in X$; X bir tam sayı kümesi (kesin küme)

(ii) \bar{A} bir bulanık küme ve

(iii) \bar{Y} , x ve onunla ilişkili bulanık küme \bar{A} 'nın karşı tanım kümesi [Zadeh,1978]

Y kümesi için üyelik fonksiyonu da şu şekilde tanımlanır;

$$\mu_{\bar{Y}}(y) = \begin{cases} \max_{(a_1, \dots, a_n) = f^{-1}(y, x)} \{ \min \mu_{\bar{A}_j}(a_j) \}, & \text{eger } f^{-1}(y, x) \neq \emptyset \\ 0 & , \text{aksi taktirde} \end{cases} \quad (5.1)$$

Eğer \bar{A}_i 'ler üçgensel üyelik fonksiyonlarına sahipse, her bir \bar{A}_i bulanık katsayısı şu şekilde gösterilebilir.

$$\bar{A}_i = \{ a_i^L, a_i^C, a_i^U \} \quad (5.2)$$

a_i^L : alt sınır

a_i^U : üst sınır

a_i^C : $\mu_{A_i}(a_i^C) = 1$ şartının sağlandığı nokta

\bar{A}_i bulanık katsayısının simetrik olması durumunda aşağıdaki ilişkileri uygulayabiliriz.

$$a_i^C = (a_i^L + a_i^U) / 2 \quad (5.3)$$

ve

$$a_i^S = a_i^C - a_i^L = a_i^U - a_i^C \quad (5.4)$$

a_i^C : mod noktası

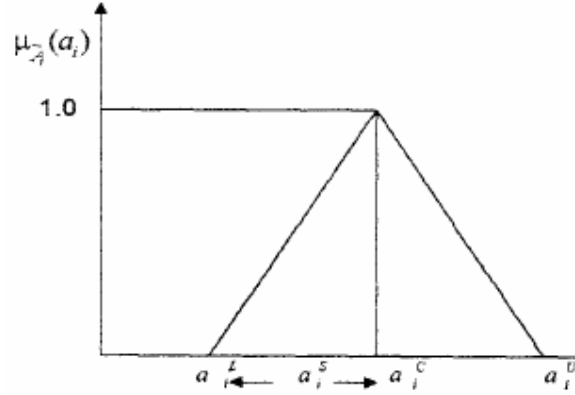
a_i^S : \bar{A}_i 'nin yayılımı (spread)

Bu durumda her bir \bar{A}_i bulanık katsayısı, a_i^C ve a_i^S veya a_i^L ve a_i^U parametre çiftlerinden herhangi birisi kullanılarak aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$\bar{A}_i = \{a_i^C, a_i^S\} \quad (5.5)$$

$$\bar{A}_i = \{a_i^L, a_i^U\} \quad (5.6)$$

Bu parametre çiftleri grafik üzerinde Şekil 5.1'de görülebilir.



Şekil 5.1. Simetrik Üçgensel Bulanık Katsayı için Üyelik Fonksiyonu

Bulanık katsayılar kümesi $\bar{A} = \{\bar{A}_0, \bar{A}_1, \dots, \bar{A}_n\}$ yukarıdaki parametre çiftleri kullanılarak şu şekilde gösterilir.

$$\bar{A} = \{a^C, a^S\} \quad (5.7)$$

$$a^C = [a_1^C, a_2^C, \dots, a_n^C]^T \text{ ve } a^S = [a_1^S, a_2^S, \dots, a_n^S]^T$$

$\bar{A}_i, i = 1, \dots, n$ için üyelik fonksiyonu $\mu_{\bar{A}_i}$ simetrik üçgensel bulanık katsayılarını kullanarak şu şekilde tanımlanabilir.

$$\mu_{\bar{A}_i} = \begin{cases} 1 - |a_i^C - a_i| / a_i^S, & a_i^C - a_i^S \leq a_i \leq a_i^C + a_i^S \\ 0, & \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (5.8)$$

Her bir \bar{A}_i bulanık katsayısı için üyelik fonksiyonlarını tanımladıktan sonra, doğrusal modeldeki $f(x)$ çıktısını bulanık sayılar üzerindeki bulanık aritmetik metotlarına göre şu şekilde tanımlayabiliriz;

$$\bar{Y} = Ax = A_1x_1 + \dots + A_nx_n \quad \text{Genel Bulanık Doğrusal Model (GBDM)}$$

$$\bar{Y} = f(x) = (f^C(x), f^S(x)) \quad (5.9)$$

$f^C(x)$, bulanık doğrusal modelin modudur ve şu şekilde tanımlanır;

$$f^C(x) = a_0^C + a_1^C x_1 + \dots + a_n^C x_n \quad (5.10)$$

$f^S(x)$, bulanık doğrusal modelin yayılımıdır ve şu şekilde tanımlanır;

$$f^S(x) = a_0^S + a_1^S |x_1| + \dots + a_n^S |x_n| \quad (5.11)$$

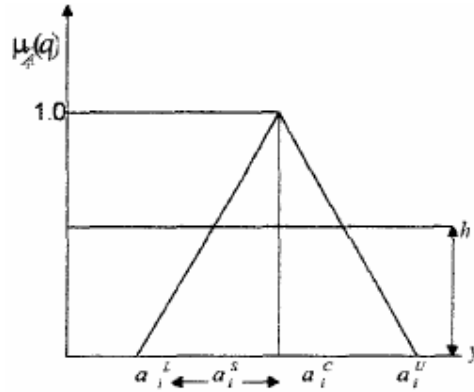
Simetrik üçgensel bir biçime sahip olan \bar{Y} 'nin üyelik fonksiyonu da aşağıdaki eşitlikle tanımlanabilir.

$$\bar{\mu}_{\bar{Y}}(y) = \begin{cases} 1 - |y - a^C x| / a^S |x|, & a^C x - a^S |x| \leq y \leq a^C x + a^S |x| \\ 0, & \text{aksi taktirde} \end{cases} \quad (5.12)$$

Bulanık olmayan verilere sahip regresyon modelinin amacı h değerinden daha büyük üyelik derecelerine sahip bulanık çıktı setini sağlayan optimum \bar{A}_i parametrelerini bulmaktır.

$$\mu_{\bar{y}}(y_j) \geq h \quad j = 1, \dots, m \quad (5.13)$$

h bulanıklık tolerans katsayısıdır ve değeri en uygun modelin elde edilmesini sağlayacak şekilde seçilmelidir.



Şekil 5.2 h – düzey Kümesine Sahip bir Bulanık Sayının Bulanık Çıktı Fonksiyonu

Regresyonda amaç, Şekil 5.2’de gözlenen ve yukarıda bahsedilen bulanık çıktılara ait yayımları bütün veri kümeleri için en düşük seviyeye indirmektir.

Minimize edilecek amaç fonksiyonu şu şekilde yazılabilir;

$$J = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n a_i^s |x_{ji}| \quad (5.14)$$

(5.14)’deki eşitlik şu şekilde de yazılabilir;

$$\text{Minimize } Z = f^s(x_1) + f^s(x_2) + \dots + f^s(x_m) \quad (5.15)$$

Uyulması gerek kısıtlar kümesi; $y_j \in [f(x_j)]_h$

$$[f(x_j)]_h = [\bar{A}_0]_h + [\bar{A}_1]_h x_{j1} + \dots + [\bar{A}_n]_h x_{jn} \quad (5.16)$$

Yukarıdaki (5.13) – (5.16) sayılı eşitlikleri birleştirecek olursak, N adet (y_i, x_i) sayısal- çıktı (crisp – output) ve sayısal – girdinin (crisp – input) bulunduğu bir modelde, A bulanık parametrelerinin tahmin edilebilmesi için doğrusal programlama formunda bir formülasyon uygulanır [Tanaka, Uejima, 1982].

$$\sum_{i=1}^N a^s |x_i| \quad (5.17)$$

Fonksiyonu aşağıdaki koşullar altında minimize edilecektir

$$(1-h)a^s |x_i| + a^c x_i \geq y_i \quad (5.18)$$

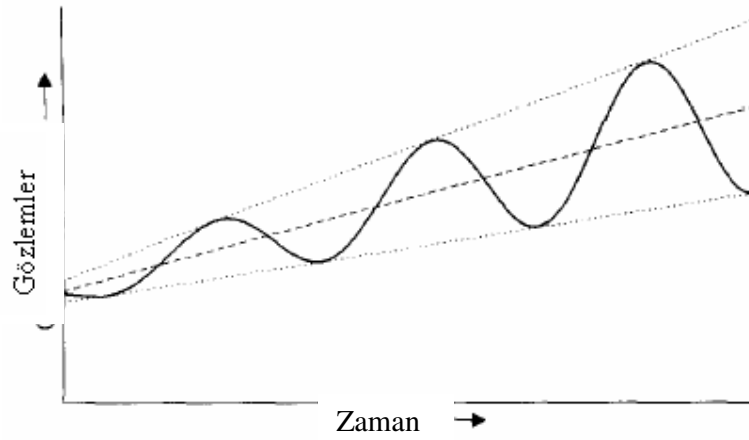
$$(1-h)a^s |x_i| - a^c x_i \geq -y_i \quad (5.19)$$

$$i = 1, \dots, N$$

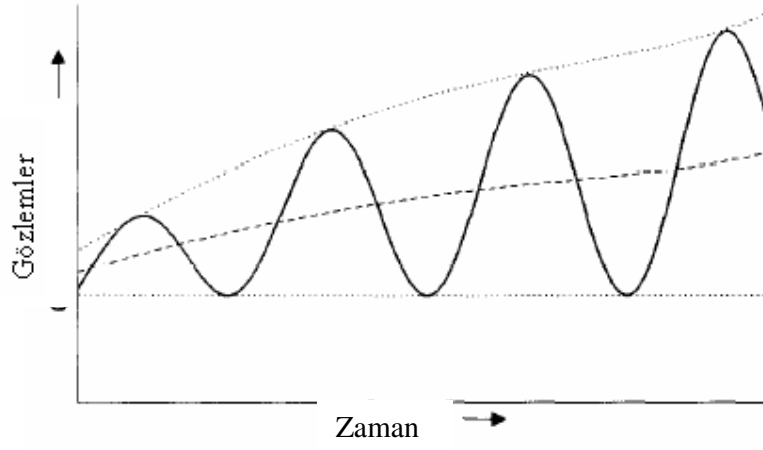
Doğrusal programlamada amaç fonksiyonunun (5.17) minimize edilmesi, doğrusal modeldeki bulanıklığın en düşük seviyeye indirgenmesi demektir. Böylece yukarıda açıklanan doğrusal programlama problemi bulanık doğrusal modelin bulanıklığını, söz konusu verinin tamamını h-düzye kümesinde kapsayacak şekilde en az seviyeye indirir. h 'nin değeri $0 \leq h \leq 1$ şartı koşuluyla karar verici tarafından seçilir [Tanaka, Uejima, 1982].

5.3 Bulanık Trendin Bulanık Regresyon Analiziyle Belirlenmesi

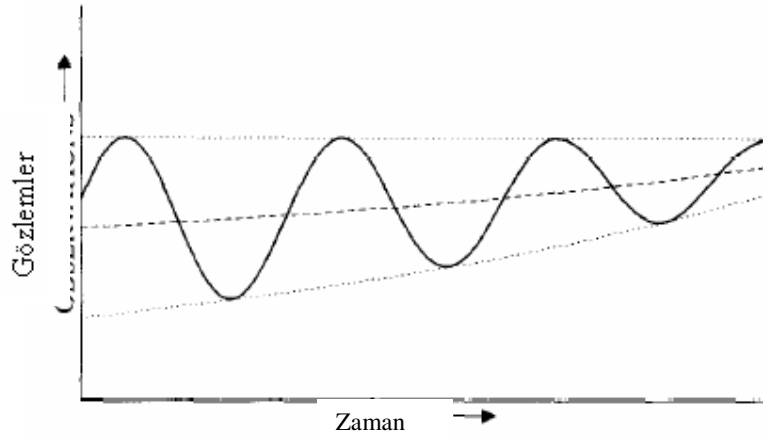
Şekil.5.3-5.7’de bulanık regresyon metoduyla analiz edilen bulanık trendlere ilişkin sık rastlanan örnekler gösterilmiştir. Sürekli çizgiler zaman serilerini, kesikli çizgiler bulanık regresyon tahminlerinin modunu, noktalı çizgiler de trendin alt ve üst sınırları (üst sınır: mod artı yayılma, alt sınır :mod eksi yayılma) temsil eder. Bu tipik örnekler zaman serilerinin mevsimselliklerinin ileri aşamalarda analizlerine ışık tutmaları açısından önemlidirler. Mesela Şekil.5.4’teki bulanık trend sabit bir alt sınıra ve yükselen bir üst sınıra sahiptir.



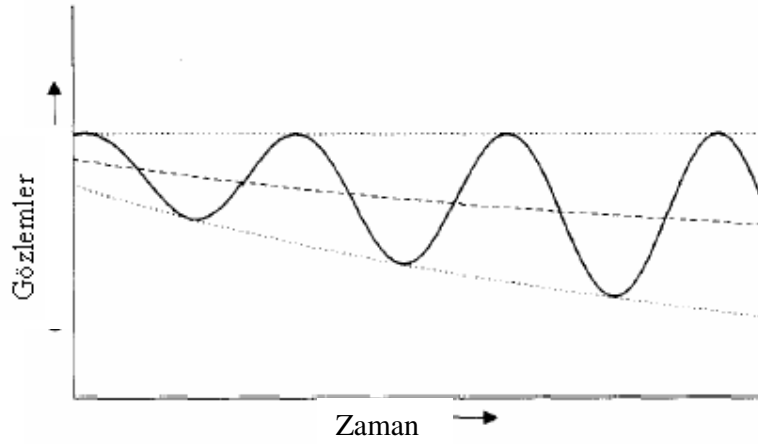
Şekil 5.3 Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi



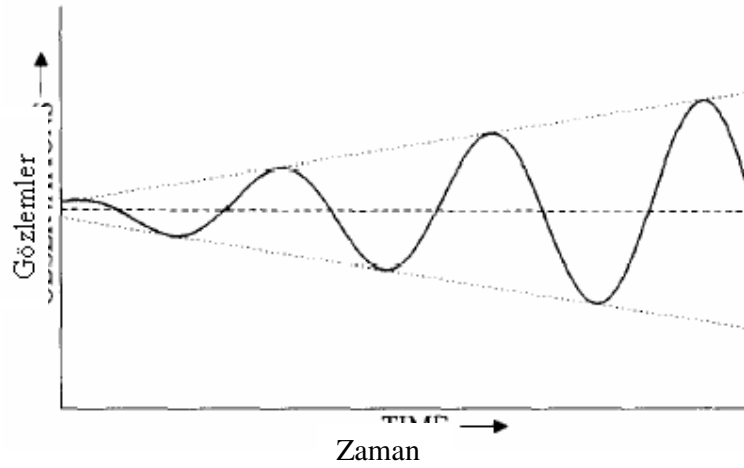
Şekil 5.4 Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi



Şekil 5.5 Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi



Şekil 5.6 Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi



Şekil.5.7 Bir Zaman Serisi ve Bulanık Trendi

5.4 Bulanık Mevsimsellik Endeksi Kümesinin Hesaplanması

Şekil 5.3-5.7'de de görüldüğü gibi mevsimselliğin etkilerinin de tahminlerde göz önünde tutulması gerekir. Bu mevsimsel değişimler kurulan regresyon modeliyle aşağıdaki gibi açıklanabilir [Chang, 1997].

İlk önce, $T+1$ adet veri kümesinin bulunduğu ve her bir t ($t = 0, 1, \dots, T$) kümesinin her elemanı için m tane mevsimsel veri bulunduğu varsayılır. Kurulan regresyon modelinden k ($k = 1, \dots, m$) mevsimi için $T+1$ kümedeki k mevsiminin

gözlemlerinin bulanık regresyon modeline üyelik dereceleri (5.12) no.lu eşitliğe göre hesaplanır: $\mu_{Y_k}(y_k)$, $\mu_{Y_{k+m}}(y_{k+m})$, $\mu_{Y_{k+2m}}(y_{k+2m})$, ...,

$$\mu_{Y_{k+txm}}(y_{k+txm}), \dots, \mu_{Y_{k+Txm}}(y_{k+Txm}),$$

$t = 0, 1, \dots, T$. Her bir k ($k = 1, \dots, m$) ve $t = 0, 1, \dots, T$ için mevsimsellik endeksi şu şekilde tanımlanır;

$$s_{k+txm} \equiv \begin{cases} 2 - \mu_{Y_{k+txm}}(y_{k+txm}) & , \text{ eger } y_{k+txm} \geq a^c x_{k+txm} \\ \mu_{Y_{k+txm}}(y_{k+txm}) & , \text{ aksi takdirde} \end{cases} \quad (5.20)$$

Zaman serileri mevsimselliklerine göre iki şekilde tanımlanır.

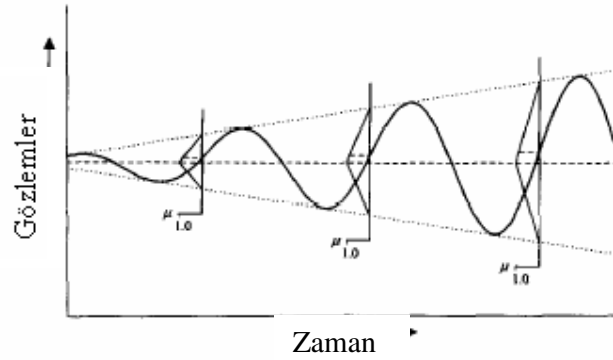
1. Düzgün Mevsimsel Zaman Serisi: Bir zaman serisinin mevsimselliği bulanıklık içermiyorsa, o zaman serisine *düzgün (kesin) mevsimsel zaman serisi* denir [Chang 1997]. Bu durumda,

$$s_k^* \equiv s_k = s_{k+m} = \dots = s_{k+txm} = \dots = s_{k+Txm}$$

$$\forall k = 1, \dots, m$$

s_k^* 'ya k ($k = 1, \dots, m$) mevsimin düzgün mevsimsellik endeksi denir.

Yukarıdaki tanımlama zaman serisinin mevsimsel değişimlerinin sabit kaldığı ideal durumlara karşılık gelir. Bu durumda bir mevsimin zamanla değişimi sadece zaman serisinin bulanık trendinden kaynaklanır. Aşağıdaki şekil düzgün mevsimselliğe yaklaşık olarak uyan bir örneği temsil etmektedir.



Şekil.5.8 Düzgün Mevsimselliğe Sahip Bir Zaman Serisi

Düzgün mevsimsellik ancak ideal durumlarda gerçekleştiğine göre, bulanık mevsimselliğin tanımlanması gerekir.

2. *Bulanık Mevsimsel Zaman Serisi*: Eğer bir zaman serisinin mevsimselliği bulanıklık içeriyorsa, o zaman serisine *bulanık mevsimsel zaman serisi* denir [Chang 1997]. Bulanık mevsimsellik s_{k+Lm} 'lerden oluşan ve en az iki farklı değere sahip elamanı olan m sayıda alt kümelerle tanımlanabilir.

$$S^s_k = \{s_k, s_{k+m}, \dots, s_{k+Lm}, \dots, s_{k+Tm}\}, \quad k = 1, \dots, m$$

S^s_k k ($k = 1, \dots, m$) mevsiminin bulanık mevsimsellik endeks kümesi denir.

5.5 Öngörülerin Hesaplanması

Bulanık mevsimsellik endeks kümeleri ve bulanık regresyon modeli kullanılarak tahminler iki durumda oluşturulabilir; düzgün mevsimselliğin ve bulanık mevsimselliğin geçerli olduğu durumlarda.

5.5.1 Düzgün mevsimsellik durumunda

Düzgün mevsimsellikten dolayı öngörüler sayısaldir (crisp). Yani bulanıklık içermez. Bu durumda k mevsimi için ileriki bir zamana $(k + (T + v) \times m, v = 1, 2, \dots)$ ait tahmin değerleri şu şekilde hesaplanır;

$$\begin{aligned} f_{k+(T+v)xm} &= \mu^{-1}_{Y_{k+(T+v)xm}}(s_k^*) \\ &= a^c x_{k+(T+v)xm} + (s_k^* - 1)a^s | x_{k+(T+v)xm} | \end{aligned} \quad (5.21)$$

5.5.2 Bulanık mevsimsellik durumunda

Bulanık mevsimsellik durumunda hem sayısal hem de bulanık öngörüler yapılabilir.

5.5.2.1 Kesin öngörüler

Bu durumda bir kesin öngörü yapılabilmesi için öncelikle bulanık mevsimsellik endeks kümesinden kümeyi temsil eden endeksin (s_k^* şeklinde gösterilir) bulunması gereklidir. Bunun için aşağıdaki mantıksal operatörler uygulanır.

1.Durum. Min-operatörü ($1 \leq W \leq T$):

Bulanık mevsimsellik endeks kümesi S_k^s 'de kesin bir düşüş trendinin hakim olduğu k mevsimi için uygulanır.

$$\text{Eğer } \mu_{Y_{k+(T-W+1)xm}}(y_{k+(T-W+1)xm}) > \mu_{Y_{k+(T-W+2)xm}}(y_{k+(T-W+2)xm}) > \dots > \mu_{Y_{k+Txm}}(y_{k+Txm})$$

$$\begin{aligned} s_k^* \equiv s_k^- &= \min(\mu_{Y_{k+(T-W+1)xm}}(y_{k+(T-W+1)xm}), \mu_{Y_{k+(T-W+2)xm}}(y_{k+(T-W+2)xm}), \\ &\dots, \mu_{Y_{k+Txm}}(y_{k+Txm})) \end{aligned} \quad (5.22)$$

2.Durum. Max-operatörü ($1 \leq W \leq T$):

Bulanık mevsimsellik endeks kümesi S_k^s 'de kesin bir yükseliş trendinin hakim olduğu k mevsimi için uygulanır.

$$\text{Eğer } \mu_{Y_{k+(T-W+1)}}(y_{k+(T-W+1).xm}) < \mu_{Y_{k+(T-W+2)}}(y_{k+(T-W+2).xm}) < \dots < \mu_{Y_{k+Txm}}(y_{k+Txm})$$

$$s_k^* \equiv s_k^+ = \max(\mu_{Y_{k+(T-W+1)}}(y_{k+(T-W+1).xm}), \mu_{Y_{k+(T-W+2)}}(y_{k+(T-W+2).xm}), \dots, \mu_{Y_{k+Txm}}(y_{k+Txm})) \quad (5.23)$$

3.Durum. Düzeltme-operatörleri ($1 \leq W \leq T$):

Birinci ve ikinci durumlardan herhangi birinin geçerli olmadığı şartlarda uygulanır. Bu durumda iki farklı operatörden herhangi biri kullanılabilir.

(a) Geometrik ortalama operatörü

$$s_k^* \equiv s_i^G = \left(\prod_{w=0}^{W-1} \mu_{Y_{k+(T-w).xm}}(y_{k+(T-w).xm}) \right)^{1/W} \quad (5.24)$$

$$\mu_{Y_{k+(T-w+1)}}(y_{k+(T-w).xm}) > 0 \quad \text{ve } \forall w \text{ için geçerlidir.}$$

(b) Aritmetik ortalama operatörü

$$s_k^* \equiv s_i^D = \frac{\left(\sum_{w=0}^{W-1} \mu_{Y_{k+(T-w+1)}}(y_{k+(T-w).xm}) \right)}{W} \quad (5.25)$$

s_k^* temsili endeksinin hesaplanmasından sonra k mevsimine ilişkin ileriye dönük bir tahmin değeri (5.21) denklemi kullanılarak elde edilebilir. Ayrıca (5.22) - (5.25) denklemleriyle, W azaldıkça öngörü değerlerinin yakın geçmişteki verilere karşı daha hassas olması beklenmelidir.

5.5.2.2 Bulanık öngörüler

Bu durumda, bulanık bir öngörünün bir tahmin aralığı şeklinde ama zaman serilerindeki belirsizliği temsil eden bir üyelik fonksiyonuyla tanımlanmış olarak gösterilmesi gerekir. Söz konusu durumda, bulanık bir öngörünün yapılabilmesi için öncelikle bir *bulanık mevsimsellik endeksinin* (S_k^* olarak gösterilir) tanımlanması gerekir. S_k^* bulanık mevsimsellik endeksi, bulanık mevsimsellik endeks kümesi S_k^S kullanılarak şu şekilde bulunur.

$$S_k^* = (s_k^M, s_k^L, s_k^R)_{LR} \quad (5.26)$$

Bulanık mevsimsellik endeksi kümesinin elemanları da şu şekilde tanımlanır.

$$s_k^M = \begin{cases} s_k^- & \text{1.durum,} \\ s_k^+ & \text{2.durum,} \\ s_k^G \text{ yada } s_k^D & \text{3.durum,} \end{cases} \quad (5.27)$$

$$s_k^L = \begin{cases} 0 & \text{1.durum,} \\ s_k^M - s_k^- & \text{2. ve 3.durum,} \end{cases} \quad (5.28)$$

$$s_k^R = \begin{cases} s_k^+ - s_k^M & \text{1. ve 3.durum,} \\ 0 & \text{2.durum,} \end{cases} \quad (5.29)$$

Burada S_k^* , simetrik olmayan üçgensel üyelik fonksiyonu olarak tanımlanmıştır.

Yukarıda açıklanan adımlar izlenerek elde edilen bulanık mevsimsellik endeksi S_k^* kullanılarak k mevsimi için, $k + (T + v)xm$ ($v = 1, 2, \dots$) zamanlarında bir bulanık tahmin değeri ($F_{k+(T+v)xm}$) olarak şu şekilde hesaplanır;

$$F_{k+(T+v)xm} = (f^M_{k+(T+v)xm}, f^L_{k+(T+v)xm}, f^R_{k+(T+v)xm})_{LR} \quad (5.30)$$

$F_{k+(T+v)xm}$ bulanık tahmine ait kümenin mod değeri, sağ ve sol yayılım değerleri sırasıyla şu şekilde hesaplanır.

$$f^M_{k+(T+v)xm} = \mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^M) \quad (5.31)$$

$$f^L_{k+(T+v)xm} = f^M_{k+(T+v)xm} - \min[\mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^-), \mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^+)] \quad (5.32)$$

$$f^R_{k+(T+v)xm} = \max[\mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^-), \mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^+)] - f^M_{k+(T+v)xm} \quad (5.33)$$

Burada $\mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^M)$, $\mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^-)$ ve $\mu^{-1}_{k+(T+v)xm}(S_k^+)$ değerleri (5.21) denklemi kullanılarak hesaplanmıştır. Bu durumda bulanık tahmin, simetrik olmayan, üçgensel bir bulanık sayı olarak temsil edilir.

5.6 Mevsimsel Bulanıklık Ve Bulanık Trendler

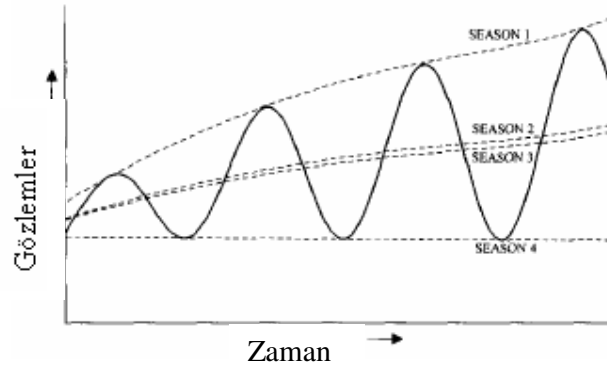
Bilindiği üzere bulanık mevsimsellik endeksi zaman serisindeki bir mevsimin mevsimsel bulanıklığını ortaya koyar. Yüksek değerli bir bulanık mevsimsellik endeksi söz konusu mevsimde değerlerin geniş bir aralıkta değiştiğinin ve belirsizliğin arttığına işaretidir. Bu sebeple bulanık mevsimsellik endeksleri

mevsimlere ait tahmin değerlerinin belirsizliklerinin karşılaştırılmasında genel bir gösterge temin eder.

Ayrıca mevsimsel trendler de incelenebilir. Örneğin mevsimlerin mod trendleri incelenirken, aşağıdaki iki analiz yönteminden faydalanılabilir.

1. Tahmin verisinin her bir k ($k=1, \dots, m$) mevsimi için grafiksel olarak gösterilmesi;

$$\mu_{Y_i}^{-1}(s_k^M) = a^c x_i + (s_k^M - 1)a^s |x_i| \quad i = 1, 2, \dots, N \quad \text{ için} \quad (5.34)$$



Şekil.5.9 Mevsimsel Mod Trendleri

Örneğin; (5.34) eşitliliğine göre çizilen Şekil 5.9'da görüldüğü üzere dördüncü mevsimine ait olan mod trend sabit bir trend izlerken, diğerlerinin mod trendleri ise yükselmektedir. Ayrıca, üçüncü mevsime ait mod trendinin ikinci mevsiminkinden, onun da birinci mevsiminkinden daha az değişim gösterdiği görülmektedir.

2. *Türev endeksi I_k 'nin karşılaştırılması;*

(5.34)'te tanımlanan mevsimsel tahmin denklemini $\mu_Y^{-1}(s_k^M)$ 'nin türevini alarak mevsimsel değişimin hızı I_k endeksine göre hesaplanmaktadır.

$$I_k = \frac{d\mu_Y^{-1}(s_k^M)}{dx} \Big|_{x_k+T_m}, \quad k = 1, \dots, m \quad (5.35)$$

6. BULANIK MEVSİMSEL TAHMİN MODELİYLE TÜRKİYE'YE GELEN TURİST SAYISININ TAHMİNİ

6.1 Modelin Seçilmesi ve Uygulamada İzlenecek Adımlar

Bu tez çalışmasında Bulanık Mevsimsel Tahmin Metoduyla Türkiye'ye gelen turist sayısının öngörülmesine çalışılmıştır. Tez çalışmasında kullanılan 2000-2005 yıllarının her bir ayında yurda giriş yapan turist sayıları Türkiye İstatistik Kurumundan (TÜİK) elde edilmiştir.

Bulanık Doğrusal Model (BDM) söz konusu veriye en uygun olarak aşağıdaki biçimde seçilmiştir

$$Y = A_0 + A_1x + A_2x^2 \quad (6.1)$$

5. Bölümde ayrıntılarıyla ortaya konulmuş bu tür model tanımlanmasına uygun olarak önce 2002, 2003, 2004 yıllarına ait veriler kullanılarak bulanık bir model kurulacak ve bu modele göre 2005 yılına ait aylık tahmin değerleri hesaplanacaktır. Bulunan tahmin değerleri gerçek gözlem değerleriyle karşılaştırılacak, tahmin hata değerleri bulunacaktır. Ortaya çıkan mevsimsel bulanıklık ve bulanık trendler yorumlanacaktır. Veri sayısının modelin performansına etkisi incelenecektir. Bu bağlamda farklı veri sayılarıyla (aylar bazında) yapılan değişik tahminlerin sonuçları sunulacak, modelin tanımlanmasında kullanılacak en uygun geçmiş veri sayısı hakkında yorumlar yapılacaktır. Son olarak da farklı *bulanıklık tolerans (h)* değerlerinin tahmin sonuçlarını nasıl etkilediği üzerinde durulacaktır.

Uygulamada şu adımlar izlenmiştir;

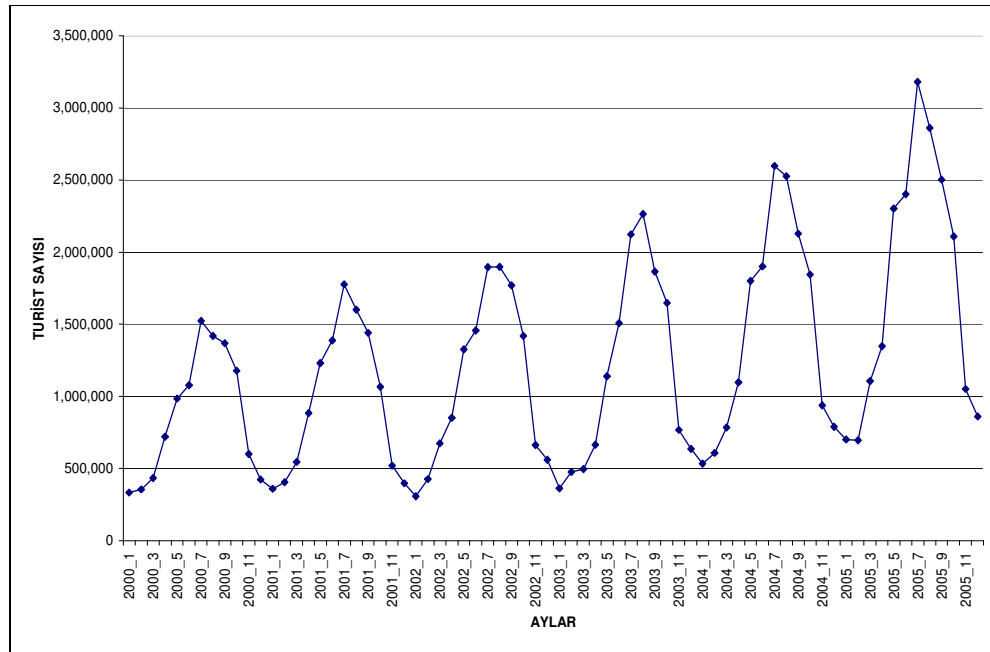
1. (6.1) biçiminde bulanık regresyon modelinin tanımlanması
2. Bulanık regresyon analizi ile bulanık trendin çözümlenmesi.
3. Mevsimler için *bulanık mevsimsellik endeks kümelerinin* hesaplanması.
4. İkinci ve üçüncü adımların sonuçlarını kullanarak bulanık ve kesin tahminlerin yapılması.
5. Mevsimsel bulanıklığın ve bulanık trendlerin analiz edilmesi.

6.2 Modelde Kullanılacak Veri Seti

Modelde veri seti olarak kullanılan 2000 – 2005 yılları arasında Türkiye’ye giriş yapan turist sayısının aylık bazda Tablo 6.1’de ve grafiksel olarak Şekil 6.1’de gösterilmiştir.

Tablo.6.1 2000-2005 yılları arasında Türkiye’ye Giriş Yapan Turist Sayısı

	2000	2001	2002	2003	2004	2005
1	333,915	359,320	306,597	362,349	533,818	700,469
2	354,487	404,653	426,405	478,117	607,855	696,643
3	435,158	547,365	675,687	495,175	783,761	1,107,348
4	721,128	884,805	852,930	665,167	1,098,401	1,348,264
5	986,376	1,231,562	1,325,752	1,141,558	1,801,118	2,302,389
6	1,079,148	1,387,955	1,457,615	1,506,956	1,901,716	2,402,912
7	1,525,718	1,776,821	1,897,112	2,123,678	2,597,432	3,180,802
8	1,419,244	1,601,331	1,900,120	2,263,597	2,525,917	2,861,141
9	1,368,538	1,440,365	1,770,566	1,865,650	2,127,172	2,502,123
10	1,178,481	1,065,825	1,420,386	1,648,459	1,843,417	2,108,398
11	602,396	520,962	662,985	769,119	938,440	1,052,561
12	423,564	398,005	559,873	636,580	789,337	861,836
TOP	10,430,153	11,620,970	13,258,030	13,958,408	17,550,388	21,126,891



Şekil 6.1 2000-2005 Yıllarında Türkiye Gelen Aylık Bazda Turist Sayısı

6.3 Bulanık Regresyon Modelinin Kurulması

Tablo 6.2 2002-2004 Yıllarının Aylık Turist Sayısı

mevsim (k)	Aylık Turist Sayısı 2002 (v)	x (ay)	Aylık Turist Sayısı 2003 (v)	x	Aylık Turist Sayısı 2004 (v)	x
1	306,597	1	362,349	13	533,818	25
2	426,405	2	478,117	14	607,855	26
3	675,687	3	495,175	15	783,761	27
4	852,930	4	665,167	16	1,098,401	28
5	1,325,752	5	1,141,558	17	1,801,118	29
6	1,457,615	6	1,506,956	18	1,901,716	30
7	1,897,112	7	2,123,678	19	2,597,432	31
8	1,900,120	8	2,263,597	20	2,525,917	32
9	1,770,566	9	1,865,650	21	2,127,172	33
10	1,420,386	10	1,648,459	22	1,843,417	34
11	662,985	11	769,119	23	938,440	35
12	559,873	12	636,580	24	789,337	36

Kurulan regresyon modeline göre bulanık trendin belirlenmesi için Bölüm 5.2’de anlatılan metot önce üç yıllık ,2002, 2003, 2004 yıllarına ait 36 veri üzerinde uygulanmıştır. 2002 – 2004 yıllarına ait aylık turist sayılarının sayısal (crisp) girdi ve çıktı verisi Tablo 6.1’de verilmiştir. $h = 0$ durumunda doğrusal programlama (5.17-5.19) denklemlerine göre sırasıyla amaç ve kısıt fonksiyonlarıyla aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

Min $36.c_0 + 666.c_1 + 16206.c_2$ kısıt denklem sistemleri;

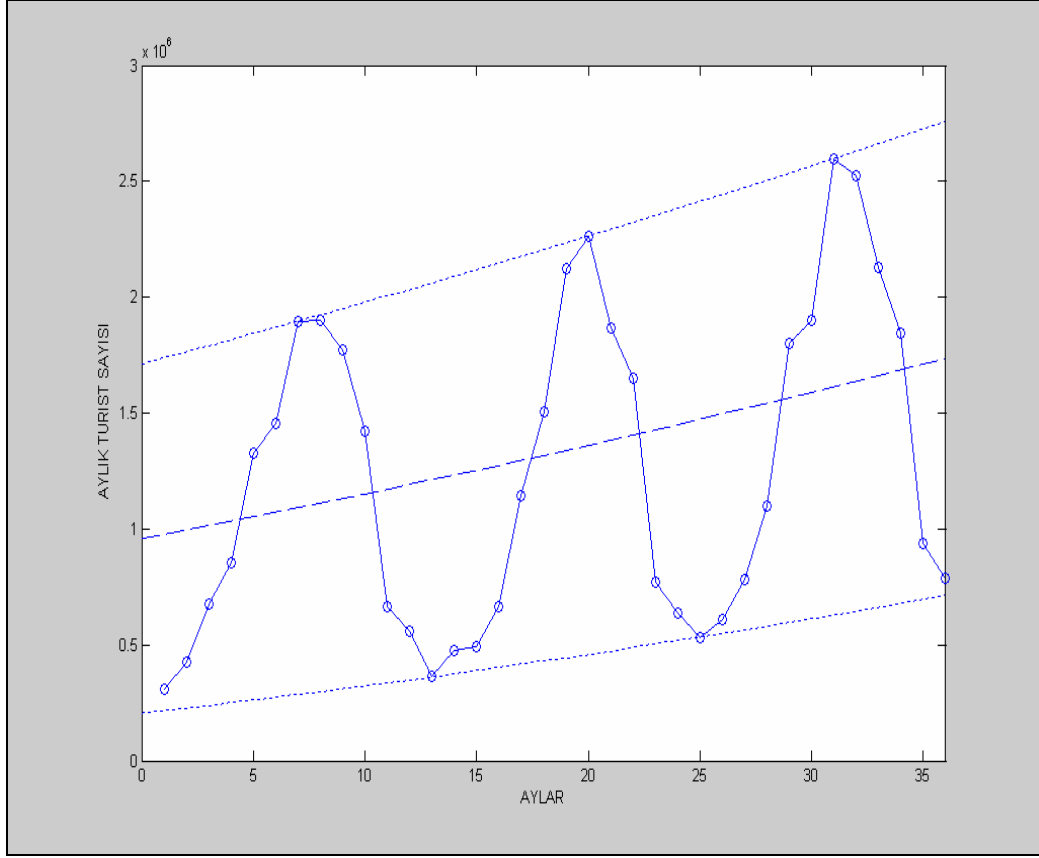
$$\begin{aligned}
c_0 + 1.c_1 + 1^2.c_2 + \alpha_0 + 1.\alpha_1 + 1^2.\alpha_2 &\geq 306.597 \\
c_0 + 1.c_1 + 1^2.c_2 - \alpha_0 - 1.\alpha_1 - 1^2.\alpha_2 &\geq -306.597 \\
c_0 + 2.c_1 + 2^2.c_2 + \alpha_0 + 2.\alpha_1 + 2^2.\alpha_2 &\geq 426.405 \\
c_0 + 2.c_1 + 2^2.c_2 - \alpha_0 - 2.\alpha_1 - 2^2.\alpha_2 &\geq -426.405 \\
&\dots \\
&\dots \\
&\dots \\
c_0 + 36.c_1 + 36^2.c_2 + \alpha_0 + 36.\alpha_1 + 36^2.\alpha_2 &\geq 789.337 \\
c_0 + 36.c_1 + 36^2.c_2 - \alpha_0 - 36.\alpha_1 - 36^2.\alpha_2 &\geq -789.337
\end{aligned} \tag{6.2}$$

MATLAB paket programı kullanılarak doğrusal programlama yöntemiyle (6.2)'de verilen amaç fonksiyonunu minimize edecek katsayılar şu şekilde bulunmuştur.

Tablo 6.3 Bulanık Parametreler $A = (A_0, A_1, A_2)$; ($h = 0$)

Bulanık Parametreler	A_0	A_1	A_2
Mod a^c	959080	18139	89,895
Yayılim a^s	753280	7445,5	0

Bulanık doğrusal modelin sonuçları 2002 – 2004 yıllarının aylarına ait turist sayıları tahmin değerleri Şekil 6.2'de gösterilmiştir. Alt ve üst noktalı çizgiler sağ ve sol yayılım eğrilerini, ortadaki kesikli eğri de mod eğrisini temsil eder.



Şekil 6.2 2002 – 2004 Yıllarına Ait Turist Sayılarının Bulanık Regresyon Analiziyle Tahmin Sonuçları

6.4 Bulanık Endeks Kümelerinin Belirlenmesi

Bölüm 6.3’de tanımlanan bulanık regresyon modeli kullanılarak mevsimsellik endeksi kümeleri ve mevsimsellik endeksleri 12 mevsim (ay) için hesaplanmış ve Tablo 6.4 ve Tablo 6.5’de gösterilmiştir.

Tablo 6.4 Bulanık Endeks Kümeleri

Ay (k)	S_k (2002)	S_{k+12} (2003)	S_{k+2x12} (2004)	Operator
1	0.118089	1.46E-06	-4.12E-06	MIN
2	0.258404	0.119494517	0.061862149	MIN
3	0.562723	0.122601991	0.229321069	AVG
4	0.769029	0.300751346	0.538251278	AVG
5	1.345132	0.823919942	1.242659334	AVG
6	1.482967	1.213015027	1.31962535	AVG
7	1.999995	1.876322688	1.999983137	AVG
8	1.97034	1.999987807	1.896161632	AVG
9	1.7794	1.53013246	1.466144113	MIN
10	1.325136	1.264809564	1.156566129	MIN
11	0.391172	0.287362282	0.238635652	MIN
12	0.249988	0.126652389	0.074009349	MIN

Tablo 6.5 Bulanık Mevsimsellik Endeksleri

Ay (k)	S_k^M	S_k^L	$S_k^R)_{LR}$	$S_k^L + S_k^R$
1	-4.12E-06	0	0.11809	0.118093508
2	0.061862	0	0.19654	0.1965418
3	0.304882	0.18228	0.25784	0.440121268
4	0.536011	0.23526	0.23302	0.468278029
5	1.137237	0.31332	0.2079	0.521212299
6	1.338536	0.12552	0.14443	0.26995174
7	1.958767	0.08244	0.04123	0.123671905
8	1.955496	0.05933	0.04449	0.103826175
9	1.466144	0	0.31326	0.313255727
10	1.156566	0	0.16857	0.168569935
11	0.238636	0	0.15254	0.152536322
12	0.074009	0	0.17598	0.175978333

Tablo 6.4'teki S_k (2002), S_{k+12} (2003), S_{k+24} (2004) değerleri (5.12) ve (5.20) denklemleri kullanılarak hesaplanmıştır. Aynı tablodaki MIN W-periyot min-operatörünü, MAX W-periyot max-operatörünü, AVG de W-periyot aritmetik-ortalama operatörünü temsil etmektedir. W'nin değeri bu durumda 3'tür.

Tablo 6.5'teki değerler ise Tablo 6.4'ün ilgili satırındaki operatöre göre (5.22) – (5.29) denklemleri kullanılarak hesaplanmıştır.

6.5 Bulanık ve Kesin Tahminlerin Hesaplanması

Modeli uygulanan veri seti için;

$$s_k^* \equiv s_k = s_{k+m} = \dots = s_{k+tm} = \dots = s_{k+Ttm} \quad \forall k = 1, \dots, m$$

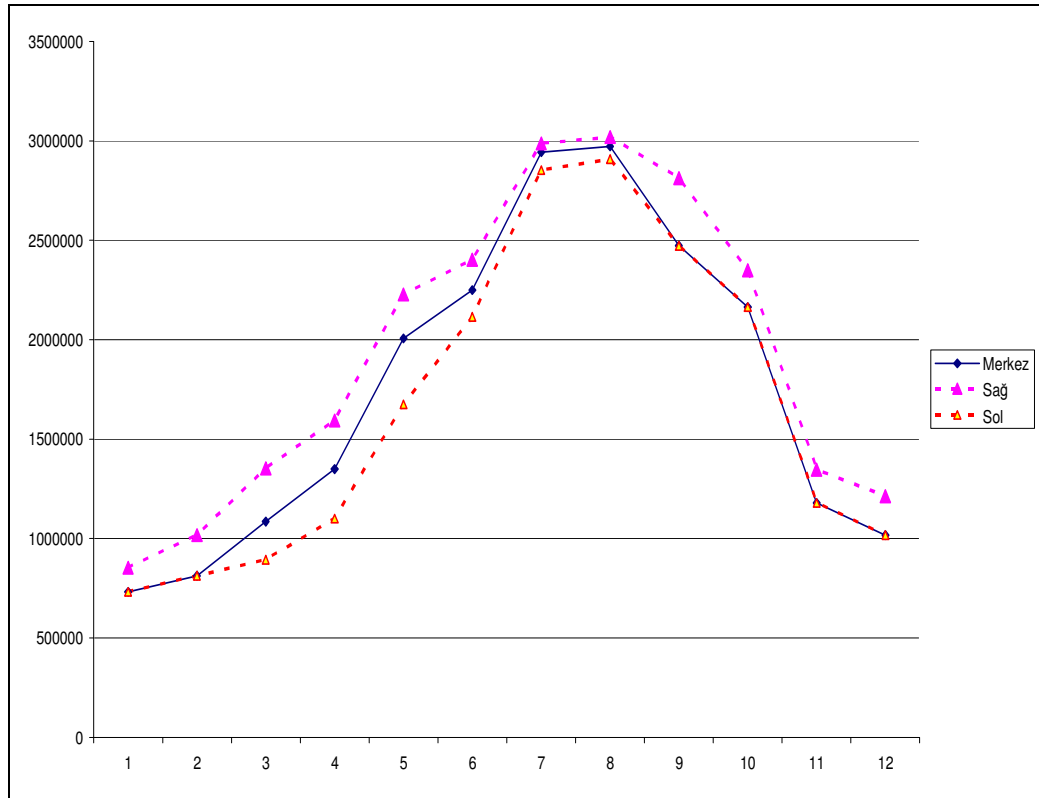
eşitliği sağlanmadığından dolayı, yani her bir mevsimin farklı yıllara ait mevsimsellik endeksleri eşit olmadığı için kesin (crisp) mevsimsellik söz konusu değildir. Bu yüzden bulanık ve kesin tahminlerin bulanık mevsimsellik koşulları altında bulunması gerekir.

(5.30) – (5.34) denklemleri yardımıyla 2005 yılının her bir ayına ait bulanık öngörü değerleri aşağıdaki Tablo 6.6'da verilmiştir.

Kesin öngörü değerleri Tablo 6.6'nın $f_{k+3 \times 12}^M$ sütununda sunulmuştur. Bulanık öngöründe $f_{k+3 \times 12}^M$ sütunundaki değerler mod, $f_{k+3 \times 12}^L$ sütunundaki değerler sol yayılımı (left spread) ve $f_{k+3 \times 12}^R$ sütunundaki değerler de sağ yayılımı (right spread) göstermektedir. Görüldüğü üzere bulanık öngörü değerleri simetrik olmayan üçgensel bulanık sayılardır. Bulanık tahmin sonuçları Şekil 6.3'de çizilmiştir.

Tablo 6.6 2005 Yılına Ait Aylık Turist Sayısının Bulanık Modelle Öngörüsü

Ay, k	$F_{k+3x12} = (f_{k+3x12}^M,$	$f_{k+3x12}^L,$	$f_{k+3x12}^R)_{LR}$
1	731181.5	0	121490.3
2	812903.5	0	203658.4
3	1084788	190237.5	269097.1
4	1347973	247281.1	244926
5	2006544	331660.5	220066.4
6	2247929	133803.9	153962.2
7	2942188	88498.53	44255.41
8	2971932	64133.82	48090.02
9	2472790	0	340924.8
10	2163533	0	184714.4
11	1178700	0	168280.9
12	1017046	0	195452.8

**Şekil 6.3** 2005 Yılına Ait Bulanık Tahminler

6.6 Model Hatasının Hesaplanması

Bulanık tahmin hatası modelde kullanılan 36 verinin her biri için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Model hatası için (2.5) no.lu RMSE denklemi kullanılmıştır. Modeldeki tahmin değerleri (5.34) no.lu denklem kullanılarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.7 Model Hatasının Hesaplanması

ay	Tahmin değerleri	gerçek değerler	tahmin hatası (e)
1	216,760.26	306,597.00	-89,836.74
2	275,427.29	426,405.00	-150,977.71
3	475,701.15	675,687.00	-199,985.85
4	670,461.90	852,930.00	-182,468.10
5	1,161,409.39	1,325,752.00	-164,342.61
6	1,342,365.81	1,457,615.00	-115,249.19
7	1,863,907.20	1,897,112.00	-33,204.80
8	1,888,054.75	1,900,120.00	-12,065.25
9	1,513,605.62	1,770,566.00	-256,960.38
10	1,280,854.77	1,420,386.00	-139,531.23
11	535,589.64	662,985.00	-127,395.36
12	411,589.08	559,873.00	-148,283.92
13	362,344.25	362,349.00	-4.75
14	428,696.26	478,117.00	-49,420.74
15	652,840.46	495,175.00	157,665.46
16	870,409.11	665,167.00	205,242.11
17	1,417,231.26	1,141,558.00	275,673.26
18	1,618,330.38	1,506,956.00	111,374.38
19	2,197,444.42	2,123,678.00	73,766.42
20	2,223,457.25	2,263,597.00	-40,139.75
21	1,807,443.93	1,865,650.00	-58,206.07
22	1,549,191.00	1,648,459.00	-99,268.00
23	724,069.94	769,119.00	-45,049.06
24	587,518.16	636,580.00	-49,061.84
25	533,818.00	533,818.00	0
26	607,855.00	607,855.00	0
27	855,869.54	783,761.00	72,108.54
28	1,096,246.08	1,098,401.00	-2,154.92
29	1,698,942.89	1,801,118.00	-102,175.11
30	1,920,184.71	1,901,716.00	18,468.71
31	2,556,871.40	2,597,432.00	-40,560.60
32	2,584,749.50	2,525,917.00	58,832.50
33	2,127,172.00	2,127,172.00	0
34	1,843,417.00	1,843,417.00	0
35	938,440.00	938,440.00	0
36	789,337.00	789,337.00	0
	MODEL HATASI	114631.79	

6.7 Mevsimsel Bulanıklığın Analizi

2005 yılının her biri ayı için elde edilen öngörülerdeki bulanıklığı Tablo 6.5'in $S_k^L + S_k^R$ başlıklı sütununda verilmiştir. Aylık öngörülerin bulanıklığının büyükten küçüğe doğru sıralanmış hali Tablo 6.8'de gösterilmiştir.

Tablo 6.8 Mevsimsel (aylık) Bulanıklıkların Sıralanması

Ay (k)	Bulanıklık $S_k^L + S_k^R$
5	0.521212
4	0.468278
3	0.440121
9	0.313256
6	0.269952
2	0.196542
12	0.175978
10	0.16857
11	0.152536
7	0.123672
1	0.118094
8	0.103826

Modeldeki mevsimsel bazda tahmin hataları belirlenmiş ve karelerinin toplamı alınarak büyükten küçüğe doğru sıralanarak Tablo 6.9'da gösterilmiştir.

Tablo 6.9 Modelin Mevsimsel Bazda Toplam Hata Kareleri

Ay (k)	Mevsimsel Bazda Toplam Hata Kareler
5	113,443,993,170
4	75,423,574,682
3	70,052,381,457
9	69,416,585,649
10	29,323,100,796
6	26,027,722,101
2	25,236,678,362
12	24,395,184,570
11	18,258,996,130
7	8,189,205,749
1	8,070,640,400
8	5,218,033,501

Tablo 6.8 ile Tablo 6.9'daki ayların (mevsimlerin) bulanıklık derecelerine ve toplam hatalarına göre sıralamasının aynı olduğu görülür. Bunun da anlamı modelin tahmin hatasının en fazla olduğu mevsimler (aylar) ileriye dönük tahminlerde en fazla bulanıklığa yani belirsizliğe sahip aylardır. Model öngörü bulanıklığının (belirsizliğinin) yüksek olduğu aylar için hata toleransını yükseltir. Yani mevsimsel belirsizliğin yüksek olduğu ayların öngörü değerlerinde hata payı yüksektir. Bu durum bulanık öngörülerin görüldüğü Şekil 6.3'de de anlaşılabilir. Burada bulanıklığın yüksek olduğu aylarda öngörünün aralığı genişlemiştir. Yani hataya gösterilen tolerans yüksektir.

6.8 Mevsimsel Trendlerin Analizi

12 ayın (mevsimin) mod trendleri aşağıdaki iki yöntemle incelenmiştir.

6.8.1. Tahmin eğrilerinin çizilmesiyle mevsimsel trendin analizi

12 farklı mevsime (ay) ait mod trend çizgilerinin x (zaman) değişkenine bağlı denklemleri (5.34) eşitliği kullanılarak hesaplanmış ve denklemler aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$\begin{aligned}
 \mu_Y^{-1}(s_1^M) &= 205796.89 + 10873.47x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_2^M) &= 252399.52 + 11334.09x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_3^M) &= 435461.59 + 13143.50x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_4^M) &= 609566.11 + 14864.37x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_5^M) &= 1063458.02 + 19340.80x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_6^M) &= 1214092.18 + 20839.57x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_7^M) &= 1681299.86 + 25433.15x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_8^M) &= 1678836.29 + 25433.15x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_9^M) &= 1310217.04 + 21789.68x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_{10}^M) &= 1077018.13 + 19484.71x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_{11}^M) &= 385559.46 + 12650.26x + 89.95x^2 \\
 \mu_Y^{-1}(s_{12}^M) &= 261549.76 + 11424.54x + 89.95x^2
 \end{aligned} \tag{6.3}$$

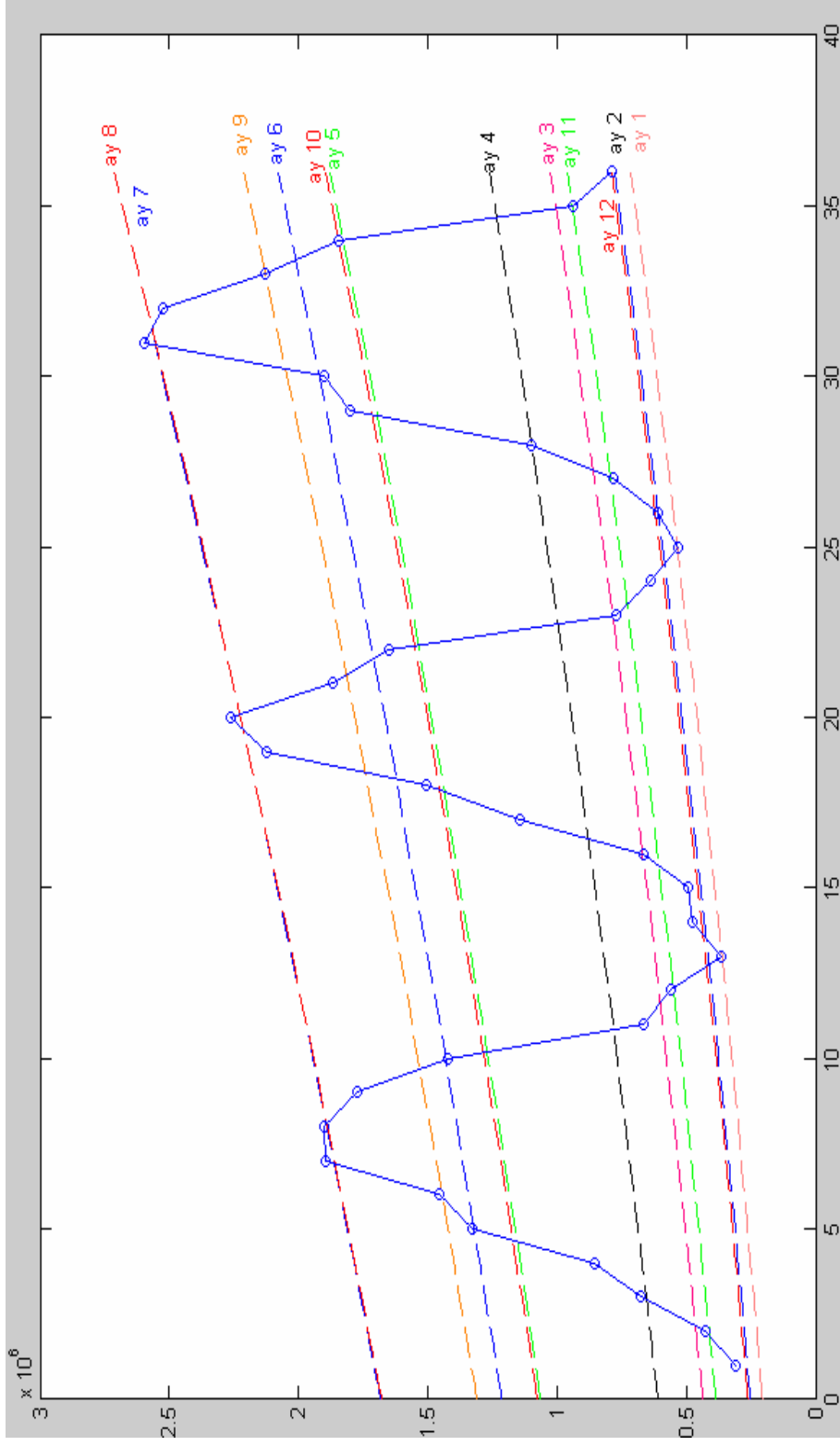
Mod trendleri modelin tahmin değerleriyle birlikte Şekil 6.4'te görülebilir. Grafikten de görüldüğü gibi 12 ayın tümünde de mod trendlerin hepsi yükselmektedir. Trendlerdeki mevsimsel yükselme hızı yılın ilk yarısında artan bir eğilim izlemektedir. Yani 8. aya kadar hızlar artmakta, fakat yılın ikinci yarısında 8. aydan itibaren yılın son ayına kadar trendlerin artış hızı azalmakta. Trendlerin artış hızı ve sıralaması bir sonraki bölümde daha ayrıntılı anlatılacaktır.

6.8.2 Mevsimsel trendlerin değişim hızları

Mod mevsimsel trendlerinin birinci dereceden türevi alınıp (5.35) denkleminde göre her bir mevsim (ay) için türev endeksi I_k ($k = 1, \dots, 12$) hesaplanmıştır. Sonuçlar Tablo 6.10'da görülebilir.

Tablo 6.10 I_k Türev Endeksleri

Ay (k)	I_k
1	17529.77
2	18170.29
3	20159.6
4	22060.37
5	26716.7
6	28395.37
7	33193.2
8	33348.75
9	29885.18
10	27760.11
11	21105.56
12	20059.74



Şekil 6.4 Modele Göre Mevsimsel Modal Trendlerin Analizi

Tablo 6.10'dan da anlaşılacağı üzere trendlerin yükseliş hızlarını yılın 8. ayına kadar artar, bu aydan sonra yılın sonuna kadar azalan bir eğilim gösterir. Mevsimsel trendlerin değişim hızına göre sıralaması bu tabloda da Şekil 6.4'le uyum içindedir. Yani 9. ayınki 6. ayınkinden o da 10. ayınkinden daha diktir. Buradan çıkan sonuç; modelde kullanılan eğitim verilerinin bulanık analizine göre yılın 9. ayındaki yükselişin (geçen senelerin 9. aylarına göre), 6. ayın yükselişinden (geçen senelerin 6. aylarına göre) onun da 10. aydaki yükselişten (geçen senelerin 10. aylarındaki) oransal olarak daha fazla olduğudur. Geleceğe dönük yapılacak bir öngöründe de bu durum aynen korunacaktır.

6.9 Modelin Öngörü Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Bulanık mevsimsel modelin 2002, 2003 ve 2004 yıllarına ait eğitim verileri kullanarak hesaplanmış olduğu 2005 yılına ait öngörü değerleri daha önce verilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Veri setindeki veri sayısının öngörü sonuçlarına etkisini incelemek amacıyla 2001, 2002, 2003 ve 2004 yıllarına ait dört yıllık ve 2000, 2001, 2002, 2003 ve 2004 yıllarına ait beş yıllık verileri eğitim veri seti olarak kullanarak kesin (crisp) öngörü değerleri belirlenecektir. Bu üç çeşit veri seti (3,4 ve 5 yıllık veri seti) için klasik tahmin metodlarından *klasik zaman seriler* ve *ARIMA* modelleri kullanılarak 2005 öngörü değerleri de bulunmuştur. Sonuçların karşılaştırılması her bir veri seti için Tablo 6.11- 13'de sunulmuştur.

Tablo 6.11 3 Yıllık (2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri

2005 Ayları	BMM	ARIMA	KZS	Gerçek Değerler
1	731182	705575	516260	700469
2	812903	737136	649160	696643
3	1084788	1092248	838980	1107348
4	1347973	1555620	1123100	1348264
5	2006544	2489998	1832100	2302389
6	2247929	2302731	2088700	2402912
7	2942188	3066848	2840700	3180802
8	2971932	2768989	2871400	2861141
9	2472790	2388371	2473800	2502123
10	2163533	2025852	2108500	2108398
11	1178700	1104069	1017500	1052561
12	1017046	940251	852360	861836
RMSE	141311	108073	222992	

Tablo 6.12 4 Yıllık (2001-2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri

2005 Ayları	BMM	ARIMA	KZS	Gerçek Değerler
1	801546	613037	518580	700469
2	954823	684661	636420	696643
3	1158025	896234	830620	1107348
4	1489058	1236552	1162400	1348264
5	2111985	2071236	1825900	2302389
6	2361174	2108079	2076300	2402912
7	3024475	2897267	2787000	3180802
8	3000923	2808149	2752500	2861141
9	2694897	2346288	2391500	2502123
10	2328001	2072991	1984600	2108398
11	1412558	1075183	959930	1052561
12	1275738	915609	791380	861836
RMSE	214474	162618	239712	

Tablo 6.13 5 Yıllık (2000-2001-2002-2003-2004) Veriler Kullanan Modellerin 2005 Yılına Ait Öngörü ve RMSE Değerleri

2005 Ayları	BMM	ARIMA	KZS	Gerçek Değerler
1	720649	664604	520340	700469
2	831971	719831	623400	696643
3	1024669	879632	806080	1107348
4	1390305	1180483	1158800	1348264
5	1984925	1871394	1780100	2302389
6	2217063	1961885	2012600	2402912
7	2902804	2648947	2722700	3180802
8	2844939	2570023	2664900	2861141
9	2577003	2164934	2352600	2502123
10	2212668	1875748	1964100	2108398
11	1278055	966121	958880	1052561
12	1107448	813037	787450	861836
RMSE	175082	289739	273169	

Her üç tablonun en alt sütununda yer alan RMSE değerlerine bakılarak Bulanık Mevsimsel Modelimizin, geleneksel yöntemler içinde muadili olan klasik zaman serileri modeline göre daima daha başarılı tahminler ürettiğini söylenebilir.

Bulanık Mevsimsel Model, karmaşık hesaplamalardan faydalanan karmaşık bir yöntem olan ARIMA modeliyle karşılaştırıldığında hata değerleri arasında çok

fark olmadığı, hatta bazı durumlarda bulanık modelin daha başarılı tahminler ürettiği görülür.

6.10 Öğrenme Veri Setinin Model Doğruluğuna Etkisinin Analizi

Kurulan Bulanık Mevsimsel Modelde kullanılacak veri sayısı ile, onun ileriye dönük tahminlere ilişkin etkisi araştırıldı. Bunun için 2004 ve 2005 yılına ait öngörüler 3,4,5, ve 6 yıllık öğrenme veri setleri kullanılarak hesaplandı. Sonuçlar aşağıdaki tablolarda özetlendi.

Tablo 6.14 Bulanık Mevsimsel Modele Göre Farklı Sayıdaki Verilerle Kurulan Tahmin Modelinin 2004 Yılına Ait Aylar Bazında Öngörü Değerleri

2004 Yılı Ayları	6 Yıllık Geçmiş Verilerle	5 Yıllık Geçmiş Verilerle	4 Yıllık Geçmiş Verilerle	3 Yıllık Geçmiş Verilerle	Gerçek Değerler
1	330672	343467	485817	456812	533818
2	409167	430006	587963	611532	607855
3	573232	593338	758935	779152	783761
4	873921	898848	1095613	831217	1098401
5	1434909	1462400	1599497	1365798	1801118
6	1661521	1700010	1835887	1776258	1901716
7	2236350	2299530	2448512	2464509	2597432
8	2299443	2297136	2568584	2623561	2525917
9	1993162	2002713	2176731	2233858	2127172
10	1640786	1638908	1819217	1951486	1843417
11	690173	705829	956078	966889	938440
12	474022	496477	788469	831194	789337
RMSE	253149	230513	79404	167188	

Tablo 6.15 Bulanık Mevsimsel Modele Göre Farklı Sayıdaki Verilerle Kurulan Tahmin Modelinin 2005 Yılı'nın Aylar Bazında Öngörü Değerleri

2005 Yılı Ayları	6 Yıllık Geçmiş Verilerle	5 Yıllık Geçmiş Verilerle	4 Yıllık Geçmiş Verilerle	3 Yıllık Geçmiş Verilerle	Gerçek Değerler
1	625973	720649	801546	731182	700469
2	724808	831971	954823	812903	696643
3	903783	1024669	1158025	1084788	1107348
4	1226332	1390305	1489058	1347973	1348264
5	1831103	1984925	2111985	2006544	2302389
6	2060898	2217063	2361174	2247929	2402912
7	2701217	2902804	3024475	2942188	3180802
8	2696025	2844939	3000923	2971932	2861141
9	2392059	2577003	2694897	2472790	2502123
10	2046841	2212668	2328001	2163533	2108398
11	1113689	1278055	1412558	1178700	1052561
12	924687	1107448	1275738	1017046	861836
RMSE	238500	175082	217474	141311	

Tablo 6.14 ve Tablo 6.15'den çıkan sonuçlara göre en düşük doğruluk değerleri, yani en yüksek hata değerleri her iki durumda da 6 senelik verileri (72 adet) kullanan Bulanık Mevsimsel Modeller vermektedir. En iyi sonuçlar ise 2004 yılı için 4 senelik verileri (48 adet) 2005 yılı için de 3 senelik verileri (36 adet) kullanan Bulanık Mevsimsel Modeller vermektedir. Modelde kullanılan verilerin gösterildiği Şekil 6.1'de de görüldüğü gibi gözlem verilerin biçiminde bu zaman zarfında herhangi bir değişikliğe rastlanmamaktadır. Bu gerçekleri göz önünde bulundurarak 3 ya da 4 yıllık veriler kullanan Bulanık Mevsimsel Modellerin en iyi sonuçlara ulaştığı söylenebilir.

Modelde kullanılan yıl, dolayısıyla veri sayısı arttıkça model hatasının artmasının sebebi; az sayıda veri kullanıldığı zaman tahminlerin güncel verilere hassasiyetinin daha yüksek olmasıdır. Modelde kullanılan yıl sayısı 3 ya da 4'ken bütün mevsimler için mevsimsellik endeksi kümesini temsil eden elemanların seçiminde kullanılan bulanık operatörlerin arasında MIN ya da MAX operatörleri

bulunmaktadır. Bu şekilde mevsimsel tahminlerinin hesaplanmasında en son yılın ağırlığı artmaktadır. Yıl sayısı 3 ve ya 4'ten fazla oldukça operatörlerin tamamı AVG olmaktadır. Bu da tahminlerin hesaplanmasında geçmiş verilerin ağırlıklarını eşitlemektedir.

6.11 Bulanıklık Tolerans Katsayısı Değerlerinin Öngörü Sonuçlarına Etkisinin Değerlendirilmesi

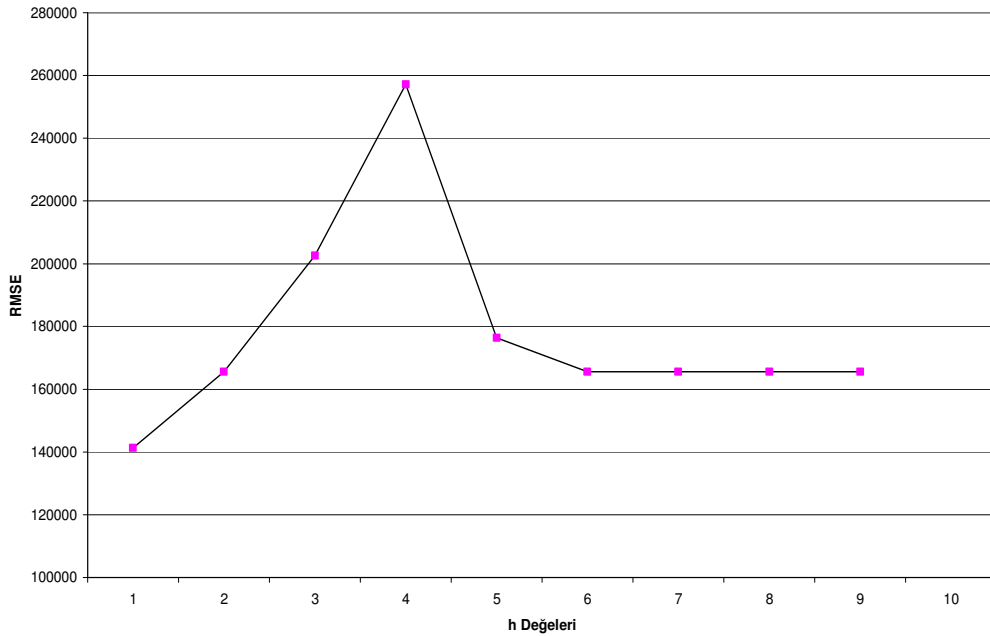
Üç yıllık (2002, 2003, 2004) veriler kullanılarak kurulan mevsimsel modelin 2005 yılına ait öngörü değerleri farklı bulanıklık tolerans katsayısı (h) değerlerinde test edilmiştir. Çıkan sonuçlar aşağıdaki tablolarda gösterilmiştir.

Tablo 6.16 h 'ın (0.10, 0.20, 0.25, 0.30) Değerlerinde Modelin Öngörü ve RMSE Değerleri

2005 Ayları	$h=0.10$ için tahmin değerler	$h=0.20$ için tahmin değerler	$h=0.25$ için tahmin değerler	$h=0.30$ için tahmin değerler	Gerçek Değerler
1	531,631.22	518,498.59	531,631.22	630,078.86	700,469.00
2	619,303.34	755,984.84	619,303.34	746,465.67	696,643.00
3	695,396.69	872,123.45	695,396.69	1,210,869.35	1,107,348.00
4	1,007,468.46	1,157,372.75	1,007,468.46	1,611,559.42	1,348,264.00
5	1,792,239.75	1,852,807.19	1,792,239.75	2,651,486.38	2,302,389.00
6	2,076,046.57	2,115,219.56	2,076,046.57	2,394,079.84	2,402,912.00
7	2,889,433.89	2,989,572.86	2,889,433.89	3,271,136.74	3,180,802.00
8	2,916,173.78	2,887,364.03	2,916,173.78	3,165,059.87	2,861,141.00
9	2,389,615.04	2,476,592.14	2,389,615.04	2,646,638.66	2,502,123.00
10	2,064,983.72	2,176,127.70	2,064,983.72	2,278,162.72	2,108,398.00
11	1,001,880.28	1,171,763.58	1,001,880.28	1,134,517.97	1,052,561.00
12	828,179.52	1,012,346.25	828,179.52	944,330.71	861,836.00
RMSE	165543	202619	257163	176347	

Tablo 6.17 h'nin (0.40, 0.50, 0.75, 0.85) Değerlerinde Modelin Öngörü ve RMSE Değerleri

2005 Ayları	h=0.40 için tahmin değerler	h=0.50 için tahmin değerler	h=0.75 için tahmin değerler	h=0.85 için tahmin değerler	Gerçek Değerleri
1	585,575.85	585,556.17	585,569.79	585,570.84	700,469.00
2	728,894.94	728,878.23	728,889.79	728,890.69	696,643.00
3	933,307.18	933,294.73	933,303.34	933,304.01	1,107,348.00
4	1,218,044.35	1,218,036.30	1,218,041.87	1,218,042.30	1,348,264.00
5	1,930,857.43	1,930,860.57	1,930,858.40	1,930,858.23	2,302,389.00
6	2,191,922.34	2,191,929.36	2,191,924.50	2,191,924.12	2,402,912.00
7	2,938,756.12	2,938,773.78	2,938,761.57	2,938,760.62	3,180,802.00
8	2,969,262.14	2,969,279.71	2,969,267.56	2,969,266.62	2,861,141.00
9	2,453,810.39	2,453,814.10	2,453,811.53	2,453,811.34	2,502,123.00
10	2,133,856.43	2,133,858.02	2,133,856.92	2,133,856.84	2,108,398.00
11	1,112,746.84	1,112,735.83	1,112,743.45	1,112,744.03	1,052,561.00
12	950,917.88	950,904.59	950,913.79	950,914.50	861,836.00
RMSE	165544	165543	165543	165543	



Şekil 6.5 h Değerlerinin Modelin RMSE Hata Değerlerine Etkisi

Tablolardan ve şekilden görüldüğü üzere en düşük hata varyansı $h = 0$ değeriyle elde edilmektedir.

7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Tahmin metotları bugün günlük hayatımızda yaygın bir kullanım alanı bulan uygulamalardır. Bu metotlar kesin sayılar kullanan geleneksel istatistiksel modeller ve bulanık modeller olarak iki gruba ayrılırlar. İstatistiksel tahmin yöntemlerinden olan zaman serisi modeli yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Klasik zaman serilerine dayanan ayrıştırma metodunda ilk olarak zaman serisi verisi mevsimsel etkilerden arındırılır ve regresyon analizi ile trend denklemine ait katsayılar bulunur. Ardından regresyon analiziyle bulunan katsayılarla yapılan ileriye dönük hesaplamalara mevsimsel bileşenler eklenerek tahmin değerleri hesaplanır.

Fakat, ayrıştırma metodu temel olarak sezgiseldir ve yaklaşımlarında teorik zayıflıklar bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında klasik zaman serilerine dayanan metottaki sezgisellikten doğan açıklara ve teorik zayıflıklara bulanık yaklaşımla çözüm sunmaya çalışan alternatif bir model önerilmiştir.

Bulanık mevsimsel modelde ilk iş olarak kesin (crisp) gözlem değerleri ile sayısal değerli zaman bileşenleri bulanık regresyon analizinde kullanılıp bulanık regresyon denklemi belirlenir, katsayılar elde edilir. Bu regresyon katsayıları sayesinde her bir gözlem değeri için bir mevsimsellik endeksi hesaplanır, mevsimlere göre gruplanan mevsimsellik endeksi kümeleri oluşturulur ve bu kümeleri temsil eden endeks değerleri bulanık operatörler aracılığıyla gerçekleşen işlemler sonucunda hesaplanır. Her bir mevsimi temsil eden bu endeks değerlerine göre ileriye dönük tahminler hem bulanık hem de sayısal olarak elde edilir.

Sonuçta hata varyans değerlerinin karşılaştırılmasından da anlaşılacağı üzere *Bulanık Mevsimsel Model (BMM)*, *Klasik Zaman Serileri (KZS)* modelinden, ileriye dönük her vadede daha başarılı sonuçlar üretmektedir. Bu üstünlüğünün sebepleri;

- Doğrusal bulanık regresyon modeliyle bulunan bulanık katsayıların belirsizliği yansıtmadaki başarıları,
- Mevsimsellik endekslerinin hesaplanması, mevsimsellik endeksi kümesinin oluşturulması ve bu kümeleri temsil eden mevsimsellik endeksinin

hesaplanmasında sezgiselliğin ve belirsizliğin bulanık yaklaşımla gerçekçi ve sistematik bir şekilde ele alınması olanağının sağlanması olarak yorumlanabilir.

Bu sebeplerden dolayı BMM, KZS'ne dayanan metoda kıyasla öğrenme verilerine daha uygun modelin kurulmasını ve bu modele göre daha yüksek doğruluk payına sahip öngörülere ulaşılmasını sağlar.

Sonuçların kıyaslanması bölümünde bir Box – Jenkins metodu olan ARIMA modeline ait tahmin sonuçları BMM'in ürettiği tahmin sonuçlarıyla kıyaslanmıştır. Komplike ve karmaşık bir sistem olan ARIMA modeline ait hata varyans değerleri ile bulanık mevsimselliği en basit şekliyle ele alan BMM'nin hata varyans değerleri arasında ARIMA lehine çok da büyük bir fark yoktur.

BMM'nin geleneksel metotlara göre bir üstün yanı da tahmin değerlerini bulanık sayılarla ifade edilmiş bir şekilde sunabilmesidir. İleriye dönük bir tahmin değerinde belirsizliğin derecesini gösteren parametrelerin bulunması, bu değerleri yorumlayan kullanıcılara tahminin belirsizliği, güvenilirliği ve sağlamlığı hakkında fikir verebilir. Geleneksel tahmin modelleri bu özellikten yoksundur.

Modeldeki *bulanıklık toleransı* (h) parametresi de belirsizliğe gösterilen toleransın ayarlaması için uygulayıcıya seçenek sunar. Bu da modele esneklik katan bir özelliktir.

Bulanık mevsimsel model pratik ve anlaşılması kolay bir model olmasına rağmen ele alınması ve geliştirilmesi gereken birçok yanı vardır. Modelin kullandığı öğrenim setindeki geçmişe ait gözlem sayısı arttıkça bulanık doğrusal regresyon analizindeki doğrusal programlamaya ait kısıt fonksiyonlarının sayısı da artmaktadır. Bu durum modelin işlem yükünü arttırmakta ve modeli hantallaştırmaktadır. Modelde kullanılan geçmiş veri setinin gruplandırılarak işleme sokulmasıyla bu yükün azalabileceği kanısındayız.

Gelecekte modelde geliştirilebilecek bir diğer husus da h değeriyle ilgilidir. En düşük hata değerine ulaştıracak, optimum h değerini hesaplayacak algoritmalar geliştirilip, h 'ın bu değerinin kullanılması modeli daha da üstün kılacaktır.

Sonuç olarak, bu tezde geleneksel mantık temeli üzerine inşa edilmiş istatistiksel bir metodun bulanık mantığın katkılarıyla daha iyi netice verdiğine örnek

bir model geliştirilmiştir. İki farklı felsefenin işbirliğine dayanan bu model klasik bulanık metotların klasik metotlardan daha iyi sonuç verebileceğini kanıtlamıştır.

KAYNAKLAR

- Bezdek, J., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum, New York, 1981
- Bojadziev, G., Bojadziev, M., 1999, Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management, World Scientific, Singapore, 232p.
- Chang, P.T., 1996, Fuzzy Seasonality Forecasting, Fuzzy Sets and Systems, 90(1997), 1:10
- Chen, T., Wang M.T.J.J., 1997, Forecasting Methods Using Fuzzy Concepts, Fuzzy Sets and Systems, 105(1999):339-352
- El-Hawary, M.E., Introduction to Fuzzy Systems, Dalhousie University Halifax, Nova Scotia B3J 2X4 Canada
- Gaynor, P.E., Kirkpatrick, R.C., 1994. Introduction to Time Series Modelling and Forecasting in Business and Economics, McGraw-Hill, Inc., New York, 625p.
- Ghoshray, S., 1997, Fuzzy Linear Regression Analysis by Symetric Triangular Fuzzy Number Coefficients, IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1997: 307-313
- Guiffrida A.L., Nagi, R., Fuzzy Set Theory Applications in Production Management Research: A Literature Survey, Department of Industrial Engineering, State University of New York at Buffalo, USA
- Hajagos, J.G., 2005, A Short Primer on Fuzzy Regression, Short Primer, Department of Ecology and Evolution, Stony Brook University, New York, USA
- Ilıc, M.S., 2002, Fuzzy Regression Using Fuzzy Clustering, IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2003: 57-62
- Kaufmann, A., Gupta, M.M., 1991, Introduction to Fuzzy Arithmetic Theory and Applications, International Thomson Computer Press, Boston, 361p.
- Laviolette, M., Seaman, J.W., Barrett, D., Woodall, W.H., 1995, A Probabilistic and Statistical View of Fuzzy Methods, Technometrics, Vol.37, No.3(Aug., 1995): 249:261
- Lee, H.S., Chou, M.T., 2004, Fuzzy Forecasting Based on Fuzzy Time Series, International Journal of Computer Mathematics, Vol.81, No.7: 781:789
- Lee, H.T., Chen, S.H., 1998, Fuzzy Regression Model with Fuzzy Input and Output Data for Manpower Forecasting, Fuzzy Sets and Systems, 119(2001), 205-213

- Nguyen, H.T., 1997, Fuzzy Sets and Probability, Fuzzy Sets and Systems, 90(1997): 129-132
- Song, K.B., Baek, Y.S., Jang, G., 2005, Short – Term Load Forecasting for the Holidays Using Fuzzy Linear Regression Method, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.20, No.1: 96:101
- Song, Q., 1998, Seasonal Forecasting in Fuzzy Time Series, Fuzzy Sets and Systems, 107(1999) : 235:236
- Steimann, F., 1997, Fuzzy Set Theory in Medicine, Artificial Intelligence in Medicine, 11(1997): 1-7
- Şanlı, K., Apaydın, A., 2004, The Fuzzy Robust Regression Analysis, The Case of Fuzzy Data Set has Outlier, G.Ü. Fen Bilimleri Dergisi, 17(3): 71-84
- Şen, Z., 2001. Bulanık (Fuzzy) Mantık ve Modelleme İlkeleri, Bilge Sanat Yapım Yayın., İstanbul, 172p.
- Taheri, S.M., Trends in Fuzzy Statistics, 2003, Austrian Journal of Statistics, Vol.32 (2003), Num.3: 239-257
- Yang, M.S., Lin, T.S., 2001, Fuzzy Least Squares Linear Regression Analysis for Fuzzy Input – Output Data, Fuzzy Sets and Systems, 126(2002): 389-399
- Yang, M.S., Liu, H.H., 2002, Fuzzy Least Square Algorithms for Interactive Fuzzy Linear Regression Models, Fuzzy Sets and Systems, 135(2003): 305-316
- Zadeh, L.A., 1965, Fuzzy Sets, Information and Control, 8(1965): 338-353
- Zadeh, L.A., 1973, Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-3, No.1:28-44
- Zimmerman, H.J., 1996 Fuzzy Set Theory and its Applications, Kluwer Academic Publishers, Boston, 435p.


```

%
%
% Usage: [x,y,s,dj,pobj,nStatus,nErr] = LMsolvem(A,b,c,csense,lb,ub,vtype,...
%
%           QCrows,QCvar1,QCvar2,QCcoef,...
%           osense,method,verbose)
%
% Copyright (c) 2006
% LINDO Systems, Inc.      312.988.7422
% 1415 North Dayton St.   info@lindo.com
% Chicago, IL 60622       http://www.lindo.com
%
% Last update Apr 11, 2005 (MKA)
%
% 10-20-2002: Code is modified to adopt 2.0 style interface

if nargin < 7, vtype = [];
    if nargin < 6, u = [];
        if nargin < 5, l = [];
            if nargin < 4, csense = [];
                end
            end
        end
    end
end
end

```

```
end;
```

```
% if constraint senses are not given, all assumed to be 'E'
```

```
if (isempty(csense))
```

```
    for i=1:m, csense=[csense 'E']; end;
```

```
end;
```

```
objconst = 0;
```

```
% Read license key from a license file
```

```
[MY_LICENSE_KEY,nErr] =  
mxlindo('LSloadLicenseString',MY_LICENSE_FILE);
```

```
% Create a LINDO environment
```

```
[iEnv,nErr]=mxlindo('LScreateEnv',MY_LICENSE_KEY);
```

```
if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;
```

```
%[nErr]=mxlindo('LSsetEnvIntParameter',iEnv,LS_IPARAM_SOLVER_TIMLMT,  
5);
```

```
%[nErr]=mxlindo('LSsetEnvIntParameter',iEnv,LS_IPARAM_SPLEX_SCALE,0);
```

```
%[nErr]=mxlindo('LSsetEnvDouParameter',iEnv,LS_DPARAM_MIP_INTTOL,0.0)
```

```
;
```

```
%[nErr]=mxlindo('LSsetEnvDouParameter',iEnv,LS_DPARAM_MIP_RELINTTOL  
,0.0);
```

```

% Declare and create a model

[iModel,nErr]=mxlindo('LScreateModel',iEnv);

if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SPLEX_PREP,0
);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SPLEX_ITRLM
T,1000);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SPLEX_SCALE
,0);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SOLVER_IUSO
L,1);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SOLVER_IPMS
OL,1);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_LP_PRINTLEV
EL,verbose);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_SOLVER_TIML
MT,3);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_MIP_ITRLIM,-
1);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_NLP_ITRLMT,1
000);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelDouParameter',iModel,LS_DPARAM_SOLVER_FE
ASTOL,1.0e-10);

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelDouParameter',iModel,LS_DPARAM_SOLVER_OP
TTOL,1.0e-10);

```

```

%[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_BARRIER_PRO
B_TO_SOLVE,LS_PROB_SOLVE_DUAL);

[nErr]=mxlindo('LSsetModelIntParameter',iModel,LS_IPARAM_MIP_PRINTLEV
EL,1);

[nErr]=mxlindo('LSsetModelDouParameter',iModel,LS_DPARAM_CALLBACKFR
EQ,2.5);

[nErr]=mxlindo('LSsetModelDouParameter',iModel,LS_DPARAM_MIP_RELOPTT
OL,0.01);

% Load LP the data

if (~issparse(A)), A = sparse(A); end;

[nErr]=mxlindo('LSXloadLPData',iModel,osense,objconst,c,b,csense,A,lb,ub);

if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

%check if integers exist

if (isempty(vtype))
    for i=1:m, vtype = [vtype 'C']; end;
end;

nint = length(find(vtype=='I'))+length(find(vtype=='B'));

% Load the MIP data, if any.

if (nint > 0)
    [nErr]=mxlindo('LSloadMIPData',iModel,vtype);
    if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;
end;

```

```

% Load quadratic terms, if any.

if (exist('QCrows') & exist('QCvar1') & exist('QCvar2') & exist('QCcoef'))

    QCnz = length(QCrows);

    if QCnz > 0,

        [nErr] =
mxllindo('LSloadQCData',iModel,QCnz,QCrows,QCvar1,QCvar2,QCcoef);

        if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

    end;

end;

[nErr]=mxllindo('LSsetModelDouParameter',iModel,LS_DPARAM_CALLBACKFR
EQ,0.1);

    if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

end;

end;

if (nint == 0)

    [x,y,s,d,pobj,nStatus,nErr] = lm_solve_as_lp(iEnv, iModel, verbose, method);

    if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

else

    [x,y,s,d,pobj,nStatus,nErr] = lm_solve_as_mip(iEnv, iModel, verbose, method);

    if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;

end;

```

```
% Close the interface and terminate
```

```
[nErr]=mxlindo('LSdeleteModel',iModel);
```

```
if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;
```

```
[nErr]=mxlindo('LSdeleteEnv',iEnv);
```

```
if nErr ~= LSERR_NO_ERROR, LMcheckError(iEnv,nErr) ; return; end;
```


ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Eşref DENİZ
Doğum Yeri ve Tarihi : Muğla 01.01.1975

EĞİTİM VE AKADEMİK BİLGİLER

Lise : Muğla Anadolu Lisesi 1986-1993
Lisans: Dokuz Eylül Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
1993 – 1997
Yüksek Lisans: Muğla Üniversitesi Fen Bilimleri Fakültesi İstatistik
ve Bilgisayar ABD 2003 -2006
Yabancı Dil: İngilizce