

T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
ÜRETİM YÖNETİMİ VE PAZARLAMA PROGRAMI

YAPAY ZEKÂ TABANLI TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİNİN
PERFORMANS ÜSTÜNLÜKLERİ AÇISINDAN
DEĞERLENDİRİLMESİ: GIDA SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA

Mehmet DİNÇ

Danışman
Prof. Dr. Tuncer ÖZDİL

MANİSA-2021

T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
ÜRETİM YÖNETİMİ VE PAZARLAMA PROGRAMI

YAPAY ZEKÂ TABANLI TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİNİN
PERFORMANS ÜSTÜNLÜKLERİ AÇISINDAN
DEĞERLENDİRİLMESİ: GIDA SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA

Mehmet DİNÇ

Danışman
Prof. Dr. Tuncer ÖZDİL

MANİSA-2021

YEMİN METNİ

Yüksek Lisans tezi olarak sunduğum “Yapay Zeka Tabanlı Talep Tahmin Yöntemlerinin Performans Üstünlükleri Açısından Değerlendirilmesi: Gıda Sektöründe Bir Uygulama” adlı çalışmanın, tarafımdan bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin bibliyografyada gösterilen eserlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanmış olduğumu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

23/06/2021

Mehmet DİNÇ

ÖZET

YAPAY ZEKA TABANLI TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİNİN PERFORMANS ÜSTÜNLÜKLERİ AÇISINDAN DEĞERLENDİRİLMESİ: GIDA SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

İşletmeler, sert rekabet koşulları altında varlığını korumak ve devam ettirmek amacıyla belirsizlik barındıran geleceğe yönelik çeşitli önlemler ve kararlar almaktadır. Bu önlem ve kararlar işletme içi ve işletme dışı çevrelerde yapılan tahminlerle şekillenmektedir. Bu amaca yönelik yapılan önemli tahmin türlerinden biri de talep tahminidir. İşletmecilik alanında kullanılan talep tahmin yöntemlerine ait gelişim seyri incelendiğinde geleneksel yöntemlerin yanı sıra yapay zekaya dayalı yöntemlerin başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu çalışmada, Türk gıda sektöründe faaliyet gösteren bir firmanın dondurulmuş paket künefeye ait haftalık satış miktarı verilerinden yararlanılarak talep tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu kapsamda Yapay Sinir Ağları (YSA), Bulanık Zaman Serisi ve Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) gibi yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinden faydalanılmıştır. Deneme-yanılmaya dayalı olarak kurulan tahmin modellerinin performans karşılaştırması, Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (OKHK) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH) ölçütlerine göre yapılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucu üstün performansa sahip tahmin modelinden hareketle gelecek dönem talep tahmin değerleri elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Talep Tahmini, Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık, Bulanık Zaman Serisi, Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi

ABSTRACT

EVALUATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED DEMAND FORECASTING METHODS IN TERMS OF PERFORMANCE SUPERIORITY: AN APPLICATION IN THE FOOD SECTOR

Businesses take various measures and decisions for the future uncertainties to protect and continue their existence under harsh competition conditions. These measures and decisions are shaped due to estimates made for both inside and outside the enterprise. In this regard, one of the significant forecasting types used in the measures and decisions that businesses will take against future uncertainty is demand forecasting. Considering the developments in demand forecasting methods used in the field of business, it is clear that methods based on artificial intelligence give more successful results than traditional methods. In this study, future demand forecasting models were generated by using the weekly sales data of frozen packaged kunafa of a firm in the Turkish food industry. In this forecasting methods based on artificial intelligence such as Artificial Neural Networks (ANN), Fuzzy Time Series and Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) were employed. The performance comparison of the estimation models based on trial and error was made according to the Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percent Error (MAPE) criteria. As a result of the comparison, the demand forecast values for the future period were obtained based on the forecast model with superior performance.

Keywords: Demand Forecasting, Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic, Fuzzy Time Series, Adaptive Network Based Fuzzy Inference System.

TEŞEKKÜR

Çalışmamın her aşamasında bana destek olan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Tuncer Özdil'e, bilgi ve tecrübesi ile lisans ve lisansüstü öğrenim hayatımın tüm zorlu aşamalarında maddi manevi her yönden yardımcı olan, tecrübeleri ile beni aydınlatan ve desteğini hiç eksik etmeyen, kendisini tanımaktan büyük onur duyduğum sevgili hocam Sayın Prof. Dr. İpek Deveci Kocakoç'a, hayatımın her anında yanımda olup manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen değerli dostlarım Canan Tışkaya, Sevcan Taşdemir, Sibel Ünal, Mine Cengiz, Reyhan Kaplan, Meltem Kocaçınar, Gizem Kılıç Akyıldız, Kutay Barış Filazi, Emre Yörük, Alican Kocadağ ile Barış Gür'e yürekten teşekkür ederim.

Mehmet DİNÇ

Manisa, 2021

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	Vi
ABSTRACT.....	Vii
TEŞEKKÜR.....	Viii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xiii
TABLOLAR LİSTESİ.....	xiv
ŞEKİLLER.....	xv
EKLER LİSTESİ	xvii

GİRİŞ	1
-------------	---

BİRİNCİ BÖLÜM TALEP TAHMİNİ

1.1.İŞLETMECİLİK ALANINDA TAHMİN KAVRAMI.....	3
1.2.TAHMİN ZAMAN ARALIĞI.....	8
1.3.TAHMİN TÜRLERİ.....	10
1.4.İŞLETMELERDE TALEP TAHMİNİ KAVRAMI VE ÖNEMİ.....	11
1.5.TALEP TAHMİNİ İLKELERİ	14
1.6.TALEP TAHMİNİ AŞAMALARI	15
1.7.TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİ	17
1.7.1.Nitel Tahmin Yöntemleri	18
1.7.1.1.Uzman Görüşleri Jürisi.....	19
1.7.1.2.Senaryo Analizi	20
1.7.1.3.Delphi Tekniği	21
1.7.1.4.Satış Gücü Birleşimi	22
1.7.1.5.Tüketici Pazar Araştırması	22
1.7.2. Nicel Tahmin Yöntemleri.....	23
1.7.2.1. Trend Analizi Tahmin Yöntemi	26
1.7.2.2. Basit (Aritmetik) Ortalama Yöntemi	27
1.7.2.3. Basit Hareketli Ortalama Yöntemi	27

1.7.2.4. Ağırlıklı Hareketli Ortalama Yöntemi	28
1.7.2.5. Naive Tahmin Yöntemi	28
1.7.2.6. Basit Üssel Düzeltim Yöntemi	29
1.7.2.7. Regresyon Analizi	30
1.7.2.8. Korelasyon Analizi	31
1.7.2.9. Simülasyon Yöntemi	32
1.7.3.Yapay Zekaya Dayalı Çözümler	33
1.8.EN UYGUN TAHMİN YÖNTEMİNİN SEÇİLMESİNDE DUYARLILIK ANALİZLERİ	34
1.9. TAHMİN HATASININ ÖLÇÜMÜ	35
1.10.1.Ortalama Sapma	36
1.10.2.Ortalama Mutlak Hata	36
1.10.3.Ortalama Yüzde Hata	37
1.10.4.Ortalama Mutlak Yüzde Hata.....	37
1.10.5.Ortalama Karesel Hata	38
1.10.6.Ortalama Karesel Hatanın Karekökü	38

İKİNCİ BÖLÜM

YAPAY ZEKA TABANLI TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİ

2.1.YAPAY SİNİR AĞLARI	40
2.1.1.Yapay Sinir Ağları İle Tahmin	42
2.1.2.Yapay Sinir Ağlarının Tarihsel Gelişimi.....	42
2.1.3.Biyolojik Sinir Ağı Hücresi ve Yapısı	44
2.1.5. Yapay Sinir Ağı Hücresi ve Yapısı	45
2.1.6.Yapay Sinir Ağı'nın Yapısı	48
2.1.7.Yapay Sinir Ağlarında Girdinin Çıktıya Dönüşüm Süreci ve Kara Kutu Yakıştırması.....	50
2.1.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Süreci ve Öğrenme Kuralları.....	50
2.1.8.1. Hebb Öğrenme Kuralı.....	52
2.1.8.3. Delta Öğrenme Kuralı.....	52
2.1.8.4. Kohonen Öğrenme Kuralı	53
2.1.9.Sinir Hücresi Bağlantılarının Yönüne Göre Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması	53

2.1.9.1.İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	53
2.1.9.2.Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	54
2.1.10.Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Stratejilerine Göre Sınıflandırılması	55
2.1.10.1.Danışmanlı Öğrenme Stratejisi	55
2.1.10.2.Danışmansız Öğrenme Stratejisi	56
2.1.10.3.Destekleyici Öğrenme	56
2.1.11.Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	56
2.1.11.1.Statik Öğrenme.....	57
2.1.11.2.Dinamik Öğrenme	57
2.1.12.Doğrusal Olmayan Otoregresif Sinir Ağı Tahmin Modeli.....	57
2.1.13.Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları.....	60
2.2. BULANIK MANTIK.....	62
2.2.1. Bulanık Küme.....	64
2.2.2.1.Üçgen Üyelik Fonksiyonu	68
2.2.2.2.Yamuk Üyelik Fonksiyonu.....	68
2.2.2.3Gaussian Üyelik Fonksiyonu	69
2.2.2.3.Sigmoid Üyelik Fonksiyonu	70
2.2.2.4.Çan Üyelik Fonksiyonu	70
2.2.3.Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi.....	71
2.2.3.1.Bulanıklaştırma ve Bulanık Kural Tabanının Oluşturulması	72
2.2.3.2.Bulanık Çıkarım Mekanizması	73
2.2.3.2.1.Mamdani Bulanık Çıkarım Yöntemi	74
2.2.3.2.2.Sugeno Bulanık Çıkarım Yöntemi	74
2.2.3.3.Bulanıklaştırma.....	75
2.2.3.4.Bulanık Önerme İşlemi.....	75
2.2.3.5.Durulaştırma	76
2.2.4.Bulanık Zaman Serileri	76
2.2.4.1. Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi	77
2.3. SİNİRSEL BULANIK MANTIK YAKLAŞIMI.....	79
2.3.1. Bulanık Mantık Sistemi ve Yapay Sinir Ağları Teknolojilerinin Birleşimi	80
2.3.2. Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive- Network Based Fuzzy Inference Systems “ANFIS”).....	82
2.3.3. ANFIS Ağ Mimarisi ve Genel İşleyişi	82

2.3.4. ANFIS Model Kurulumu.....	85
2.3.5. ANFIS Modelinin Eğitimi ve Öğrenme Algoritmaları	86
2.4.YAPAY ZEKAYA DAYALI TAHMİN YÖNTEMLERİ HAKKINDA	
LİTERATÜR TARAMASI.....	88

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TALEP TAHMİNİ İÇİN ÖNGÖRÜ UYGULAMASI

3.1.ARAŞTIRMA DESENİ.....	102
3.2.ARAŞTIRMA VERİLERİNİN İSTATİSTİKSEL ANALİZİ.....	103
3.3.YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMİ İLE TALEP TAHMİN	
UYGULAMASI.....	105
3.4.BULANIK ZAMAN SERİSİ ANALİZİ İLE TALEP TAHMİN	
UYGULAMASI.....	110
3.5. SİNİRSEL BULANIK MANTIK YAKLAŞIMI İLE TALEP TAHMİN	
MODELİNİN OLUŞTURULMASI	115
3.6. TAHMİN YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI VE GELECEK	
DÖNEM TAHMİN DEĞERLERİNİN ELDE EDİLMESİ.....	120
SONUÇ	121
KAYNAKÇA.....	125
EKLER	

KISALTMALAR

GSYH	Gayrı Safı Yurtiçi Yasıla
OS	Ortalama Sapma
OMH	Ortalama Mutlak Hata
OYH	Ortalama Yüzde Hata
OMYH	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
OKH	Ortalama Karesel Hata
OKHK	Ortalama Karesel Hatanın Karekökü
YSA	Yapay Sinir Ağları
ART	Adaptif Rezonans Teorisi
NARNN	Doğrusal Olmayan Otoreresif Sinir Ağı
ANFIS	Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi
GP	Grid Partitioning
SC	Subtractive Clustering
FCM	Fuzzy C-Means Clustering
ARIMA	Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Yöntemi
GSMH	Gayrı Safı Milli Hasıla
RF	Random Forest
BDS	Brock,Dechert ve Scheinkman

TABLolar LİSTESİ

Tablo 1:Korelasyon Katsayısının Değer Aralıkları.....	31
Tablo 2: Örnek Toplama Fonksiyonları.....	47
Tablo 3: Aktivasyon Fonksiyon Türleri.....	48
Tablo 4: Tanımlayıcı İstatistikler	104
Tablo 5:Bds Doğrusallık Testi	104
Tablo 6:Aralıklara Ait Değerler	111
Tablo 7:: Bulanık Kümeler	112
Tablo 8:Bulanık Zaman Serisine Dayalı Tahmin Modeli Performans Değerleri	113
Tablo 9:Model 4 İçin Talep Tahmin Sonuçları.....	114
Tablo 10:Anfis Modeli Veri Matrisi	116
Tablo 11:Anfis Tahmin Modeli Performans Değerleri.....	117
Tablo 12:Bulanık Kurallar	118
Tablo 13:Tahmin Modellerine Ait Performans Değerleri.....	120
Tablo 14:İleriye Dönük Talep Tahmini Değerleri	120

ŞEKİLLER

Şekil 1:Tahmin Sürecinin Temel Adımları	5
Şekil 2:Biyolojik Bir Sinir Hücresi Yapısı Ve Bileşenleri.....	45
Şekil 3: Yapay Sinir Ağı Hücresi Ve Yapısı.....	46
Şekil 4:Yapay Sinir Ağı Katmanları	49
Şekil 5:Yapay Sinir Ağı Girdi Ve Çıktı İlişkisi	50
Şekil 6:İleri Beslemeli Ysa Topolojisi	54
Şekil 7:Geri Beslemeli Ysa Topolojisi.....	55
Şekil 8: Doğrusal Olmayan Otoregresif Ağ Yapısının Genel Gösterimi	58
Şekil 9:Açık Döngü Nar Sinir Ağı Yapısı	59
Şekil 10:Kapalı Döngü Nar Sinir Ağı Yapısı.....	60
Şekil 11:Klasik Küme Ve Bulanık Küme Gösterimi	66
Şekil 12: Klasik Küme Teorisi.....	66
Şekil 13:Bulanık Küme Teorisi.....	67
Şekil 14:Üçgen Üyelik Fonksiyon Gösterimi	68
Şekil 15:Yamuk Üyelik Fonksiyon Gösterimi	69
Şekil 16:Gaussian Üyelik Fonksiyon Gösterimi	70
Şekil 17:Sigmoid Üyelik Fonksiyon Gösterimi	70
Şekil 18:Çan Üyelik Fonksiyon Gösterimi	71
Şekil 19:Bulanık Çıkarım Sisteminin Genel Yapısı	72
Şekil 20:Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi Ağ Mimarisi	81
Şekil 21:Anfıs Ağ Mimarisinin Genel Yapısı.....	83
Şekil 22: Talep Tahmin Uygulamasına Ait Akış Şeması.....	102
Şekil 23: Satış Verileri	103
Şekil 24: Nar Sinir Ağına Dayalı Tahmin Süreci Adımları	106
Şekil 25:Talep Tahmini İçin Ysa Mimarisi.....	108
Şekil 26: Ysa Eğitim Süreci	108
Şekil 27: Eğitim Süreci Sonucu Çıktı İle Hedef Arasındaki Uyum.....	109
Şekil 28:Ysa Test Süreci	109
Şekil 29: W=5 İçin Oluşturulan Bulanık Zaman Serisi Tahmin Modeli	115
Şekil 30: Tahmin İçin Oluşturulan Sugeno Bulanık Çıkarım Sistemi	117
Şekil 31: Test Sonucu Elde Edilen Gerçek Ve Öngörü Değerlerinin Matlab Gösterimi.....	118

Şekil 32: Bulanık Kurallara Ait Matlab Gösterimi	119
Şekil 33: Talep Tahmin Modeli İçin Kurulan Anfis Ağ Mimarisi Matlab Gösterimi.....	119



EKLER LİSTESİ

EK 1: Açık Döngü Modlu Nar Sinir Ağı İle Tasarlanan Modeller	137
---	------------



GİRİŞ

İşletmeler, piyasa talebini karşılayacak mal ve hizmet üretiminin gerçekleşmesini sağlayacak üretim faktörlerinin planlı bir şekilde bir araya gelmesini sağlayan ve temel olarak kar elde etme, topluma hizmet etme ve varlığını devam ettirme amacını güden kuruluşlardır. İşletmelerin varlığını devam ettirme güdüsü, geleceğin içerisinde barındırdığı belirsizliğe karşı önlem almak ve kararlarını doğru yönde şekillendirme noktasında talep tahmini gereksinimini ortaya çıkarmaktadır. Bu gereksinim işletme organizasyon yapısında yer alan tüm departmanlar açısından farklı alt amaçlar doğrultusunda kullanılsa da nihai olarak ana amaç işletme başarısını sağlamaya yöneliktir. Dolayısıyla yapılan tahmin ile gerçekleşecek olan değerler arasındaki farkın mümkün olduğunca az olması, işletmenin başarısını önemli ölçüde etkileyecektir.

İşletmecilik alanında kullanılan talep tahmin yöntemlerinin geçmişi ve gelişim seyri incelendiğinde geleneksel yöntemlerin yanı sıra daha etkili sonuçlar vermesi nedeni ile yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinin sıklıkla kullanıldığı yapılan çalışmalar neticesinde görülmektedir. Yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinden özellikle Yapay Sinir Ağları (YSA), bulanık mantık sistemine dayalı Bulanık Zaman Serisi Yöntemleri ve Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemlerinin tercih edildiği söylenebilir.

Bu çalışmada talep tahmini kapsamında yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinden YSA, Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi ve Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) kullanılarak gıda sektöründe faaliyet gösteren ve geleneksel Türk Gıda ürünlerinin üretimini ve satışını gerçekleştiren bir firmadan elde edilen verilerden hareketle talep tahmin modelleri oluşturulmuştur. YSA, Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi ve ANFIS ile oluşturulan tahmin modelleri oluşturulduktan sonra performans karşılaştırması yapılmaya çalışılmıştır.

Çalışmanın birinci bölümünde tahmin kavramı ve tahmin kavramı çerçevesinde işletmecilik alanında talep tahmin kavramı, önemi, ilkeleri, aşamaları ve yöntemlerinden söz edilmiştir. Ardından talep tahmin yöntemlerine değinilerek en uygun tahmin yönteminin seçiminde duyarlılık analizine ve oluşturulan tahmin modellerinin performansını ölçmeye yönelik değerlendirme aracı olarak kullanılan tahmin hatası ölçütlerine yer verilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümü araştırmanın temel konusu olan yapay zekaya dayalı tahmin yöntemleri ile ilgilidir. Bu kapsamda öncelikle YSA'nın tanımı, tahmin sürecinde kullanımı, tarihsel gelişimi, biyolojik sinir ağı ile ilişkisi, yapısı, öğrenme stratejileri ve türlerine değinilmiştir. Ayrıca uygulama kısmında YSA tahmin modeli türlerinden Doğrusal Olmayan Otoregresif Sinir Ağı (NARNN) modeli tercih edilmesi nedeniyle teorik olarak açıklanmaya çalışılmıştır. Talep tahmin modelinin oluşturulmasına yönelik ikinci yöntem olarak kullanılan Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi, bulanık mantık ve bulanık küme kavramlarına değinilerek bulanık zaman serileri açıklanmaya çalışılmıştır. Ardından yöntemin tahmin sürecinde kullanılmasına yönelik işlem adımlarına yer verilmiştir. Talep tahmin modelinin oluşturulmasına yönelik üçüncü ve son yöntem olarak kullanılan ANFIS yöntemi bulanık mantık çıkarım sistemi, bulanık mantık ve YSA birleşimi, eğitim süreci ve öğrenme algoritması açıklanarak teorik temellere dayanarak ifade edilmeye çalışılmıştır. İkinci bölüme ait son olarak literatür taraması kapsamında bahsi geçen yöntemlerle ilgili yazına geçmiş bazı tahmin çalışmalarına değinilmiştir.

Çalışmanın son bölümü olan üçüncü bölümde ise ikinci bölümde teorik temellerle açıklanan YSA, Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi ve ANFIS ile talep tahmin modelleri oluşturulmuştur. Bu amaçla öncelikle yol haritası olarak kullanılmak üzere akış şeması oluşturulmuş ve veri deseni alt bölümünde yer verilmiştir. Uygulama kapsamında geleneksel tahmin yöntemleri yerine yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinin gerekçelendirilmesi maksadıyla tez çalışması kapsamında kullanılan zaman serisi verisi istatistiksel olarak analiz edilerek durağanlık ve doğrusallık testleri yapılmıştır. Ardından YSA'ya dayalı NAR sinir ağı, Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi ve ANFIS kullanılarak talep tahmin modelleri MathWorks tarafından geliştirilmiş dördüncü nesil programlama dili olan MATLAB'in R2020a lisanslı sürümü kullanılarak kurulmuştur. Bahsi geçen yöntemlere ait performans değerlendirme ölçütü olarak tercih edilen OKHK ve OMYH değerleri hesaplanıp mukayese edilerek, performans üstünlüğüne sahip tahmin modeli belirlenmiştir. Belirlenen bu tahmin modelinden hareketle gelecek döneme ait sekiz haftalık talep tahmin değeri elde edilerek çalışma sonuç bölümü ile sonlandırılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

TALEP TAHMİNİ

1.1. İŞLETMECİLİK ALANINDA TAHMİN KAVRAMI

Tahmin, insan hayatının her evresinde yer almaktadır. Gündelik hayattan iş dünyasına, ekonomiden hükümet kararlarına kadar birçok karar birimi için önem arz etmektedir. Birey olarak gündelik yaşamda birçok kararımızı tahminlere göre şekillendirmekteyiz. Hava durumu hakkında yaptığımız basit tahmine göre dışarı çıkma veya çıkmama kararımızdan, bireysel yatırım kararlarımıza kadar birçok kararı tahminlere göre vermekteyiz. İş dünyasında, üretim işletmelerinde de hangi ürünün nerede ne kadar, ne zaman ve nasıl üretileceği gibi uzun vadeli stratejik kararlar, üretim makinalarının seçimi, stok düzeylerinin tespiti gibi taktiksel kararlar tahminler yardımıyla verilmektedir. Aynı şekilde hükümetler de birçok iktisadi tahmin değerlerine göre para ve maliye politikalarını belirlemektedir.

İnsanoğlu yıllardır gelecekte gerçekleşecek veya gerçekleşmesi muhtemel olan olayları merak etmektedir. Bilimsel anlamda bu merakı giderme yollarından biri olan tahmin, geçmiş bilgilerden ve deneyimlerden hareketle gelecekte gerçekleşmesi muhtemel olan olaylar için senaryolar üretip geleceği öngörmektir.

Tahmin en basit şekilde geçmiş bilgilere, deneyimlere ve sezgilere dayanarak gelecekte meydana gelebilecek olayların sonuçlarını önceden öngörebilmektir. Tahmin etme isteğimizin temelinde olaylar ya da durumlar karşısında karar verebilme isteği yer almaktadır (Şentarlı, 2013: 74). Gerek özel gerek kamu kuruluşları, karar verme durumunda olan tüm birimler içerisinde belirsizlik içeren gelecekte varlıklarını sürdürmeleri ve mevcut durumdaki konumundan daha ileri bir konuma gelebilmeleri için gelecekte gerçekleşebilecek olayları tahmin etmeleri ve bu tahmine uygun hareket etmeleri gerekmektedir.

Tahmin, geçmiş yıllara ait verilerden ve deneyimlerden hareketle matematiksel veya sezgisel yöntemler yardımıyla gelecek ile ilgili öngöründe bulunabilmektir (Jeong vd, 2002: 223-237). Şentarlı, tahmini gelecekteki olayları öngörme sanatı ve bilimi olarak tanımlamıştır (Şentarlı, 2013: 74). Birden çok tahmin yöntemi olması ve seçimin karar verici tarafından sübjektif kriterlere göre yapılması, tahminin bir sanat türü olduğunu göstermektedir. Analistler, geçmiş bilgilerden hareketle gelecek hakkında öngörüler yapabilmek için birçok varsayımda bulunmak zorundadırlar. Veri

aralığının seçimi, tahmin edilen olgunun temel itici güçlerinin ve matematiksel modelinin belirlenmesi, analistlerin varsayımlarına, deneyimlerine ve kişisel yargıları gibi sübjektif kriterlere bağlı olarak farklılaşabilmektedir. Bu farklılaşma oldukça farklı sonuçlar elde edilmesine imkan sağlamaktadır (Neufville ve Odoni, 2003: 671). Bu bağlamda tahmini bilim ve sanatın birleşimi olarak ele almak; deneyim, teknik uzmanlık, kişisel yargı ve sayısal verileri sentezleyen bir yapı ile daha yararlı sonuçlar elde edilmesine imkan tanımaktadır.

Tahmin, akla, deneyime, sezgiye veya geçmiş verilere dayanarak gelecekte gerçekleşmesi muhtemel bir olayı bilmek, öngörmek demektir. Tahminler, gelecekte gerçekleşmesi istenilen faaliyetleri işletme hedefleri doğrultusunda karar birimlerini yönlendirmede yardımcı olmaktadır. Tahminler bir organizasyonda üretim, finans, muhasebe, insan kaynakları, pazarlama, AR-Ge gibi birçok üniteye karar vericiler tarafından planlama sürecinde kullanılmaktadır. Hızlı değişen teknolojik koşullara bağlı olarak artan küresel rekabet ortamı ve buna bağlı olarak artan belirsizlik, belirsizliği azaltmada tahminlerin kullanılmasını gerekli kılmaktadır (Lasek vd, 2016: 479-491).

Kısaca tahmin, gelecekte neyin olabileceğini bilmek için geçmiş olayları değerlendiren bilgi düzenleme sürecidir (Frechtling, 2001:8). Geçmişteki bilgi birikimine dayalı yapılan bilimsel araştırma yapmaya yönelik tahminlerde, bilgiye ulaşmayı sağlayan en temel kavram olan veri birçok yolla elde edilebilir. Bunlardan en yaygın ve objektif olanı kantitatif verilerin matematiksel modeller yardımıyla elde edilmesidir. Diğerleri ise uzmanların bilgi birikimine ve kişisel yargılarına bağlı olarak geçmiş ve gelecek hakkındaki düşüncelerinin analizi yoluyla elde edilmesidir.

Tahmin etme süreci Şekil 1’de gösterildiği gibi birçok adımdan oluşmaktadır. Sürece ilişkin temel adımlara dair açıklamalar aşağıda yer almaktadır (Russell ve Taylor: 2000: 502):

Tahmin amacının belirlenmesi: Tahminin ne için, ne zaman ve kim tarafından kullanılacağı, zaman aralığı, para ve zaman maliyeti gibi parametrelere karar verilerek tahminin amacı belirlenmektedir.

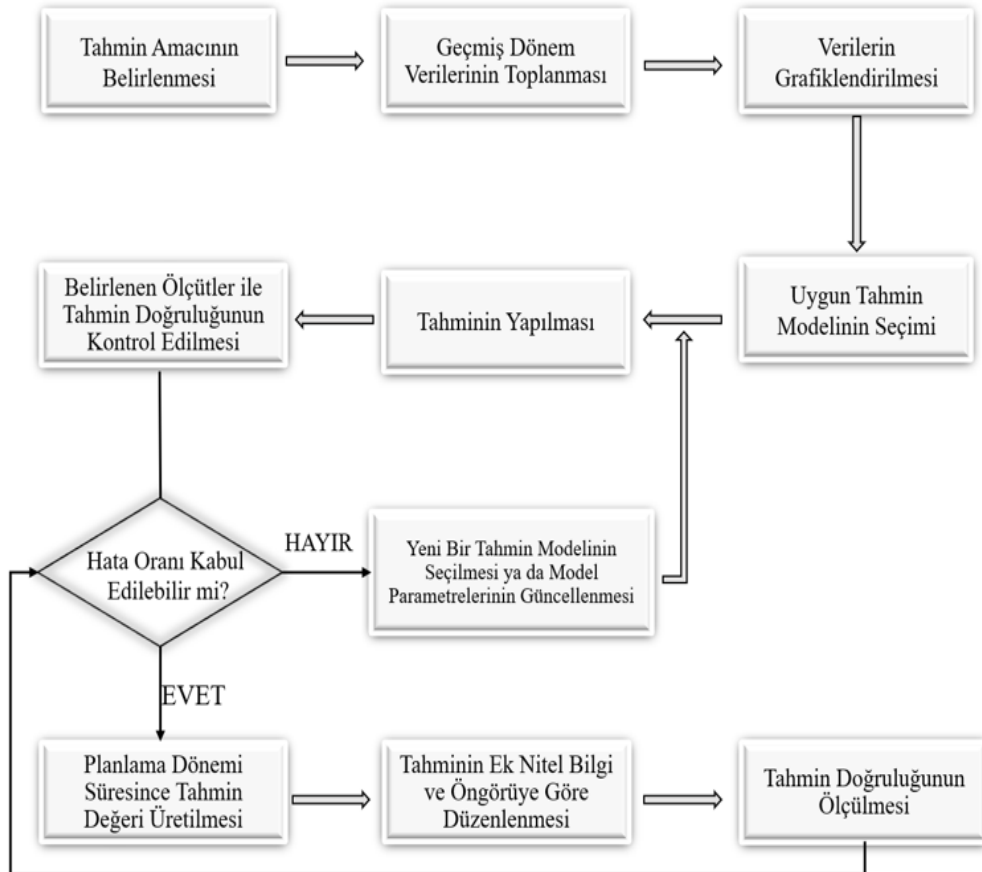
Tarihsel verinin toplanması: Tahmin işlemi için belirlenen zaman aralığına ilişkin verilerin toplanması aşamasıdır. Bu aşamada hangi yöntem ile ilgili tahmin yapılacağı da önem taşımaktadır. Yönteme uygun sayısal veya sayısal olmayan ilgili tüm verilerin toplanması gerekmektedir.

Verilerin grafiklendirilmesi: Sayısal verilerin seyrinin incelenmesi, verilere ilişkin yapı hakkında araştırmacıya bilgi haritası sunmaktadır. Bu nedenle seriyeye ilişkin grafik yardımıyla, serideki davranışlar incelenmektedir.

Veri için uygun bir tahmin modelinin seçimi ve tahminin yapılması: Elde edilen veriler doğrultusunda uygun bir tahmin modeli seçilmekte ve tahmin yapılmaktadır.

Belirlenen ölçütlerle tahmin doğruluğunun kontrol edilmesi: Tahminin istenilen amacı gerçekleştirebilmesi için belirlenen ölçütler ile doğruluğunun sağlanması gerekmektedir. Eğer ölçütler ile test edilen sonuçlarda hata oranı kabul edilebilir düzeyde ise planlanan dönem boyunca tahminler üretilir ve gerekli görülürse düzenlemeler yapılabilir. Eğer ölçütlerin sonucuna göre tahmindeki hata kabul edilebilir bir düzeyde değil ise yeni bir model seçilerek tahmin süreci tekrarlanır.

Şekil 1:Tahmin Sürecinin Temel Adımları



Kaynak: Russell ve Taylor, 2000: 502

Tahmin eylemi, birçok karar birimi tarafından çeşitli alanlarda sürece rehberlik etmesi amacıyla gerçekleştirilmektedir. Diebold, tahminin kullanıldığı alanlara dair açıklamalara aşağıdaki gibi değinmiştir (Diebold, 1998: 1-4).

- **Üretim Planlama ve Kontrolü:** Firmalar satış gücü yönetimi, envanter yönetimi, üretim planlaması, ürün hatları ve yeni pazar girişi ile ilgili stratejik planlama kararlarının alınması gibi faaliyetlerini gerçekleştirirken talep tahmininden faydalanmaktadır. Üretim yöneticileri özellikle üretim stratejileri ve stok kontrolüne destek olması açısından tahmini kullanmaktadır. Ürün veya ürün karmasının ne olması gerektiği, geleceğe dair talep beklentisine göre üretim zamanının belirlenmesi, talep beklentisi doğrultusunda işletme tesislerinin yeterli olup olmayacağının tespiti ve bu doğrultuda planlamanın yapılması, vardiya sisteminin planlanması gibi birçok üretim faaliyetlerine yönelik rutin ya da kritik kararlarını tahmin yardımıyla vermektedir.

- İşletmenin belli bir dönem içinde üreteceği ürün miktarının belirlenmesi ve kontrol altında tutulması gereklidir. Üretim (operasyon) planlama ve kontrol, bir işletmenin temel fonksiyonlarından biri olan üretime ait önemli faaliyetlerdendir. Üretim planlama, üretilmesi gereken veya istenen ürünün hangisi olduğunun tespit edilmesi, üretim yöneticilerinin hedeflediği üretim oranları baz alınarak üretim faaliyetini gerçekleştirmede kullanılacak olan hammadde, yedek parça, yarı mamul, makine, insan gücü miktarını saptamak, üretimin kim tarafından hangi uygun zamanda ve nasıl bir üretim süreci ile nihai ürün elde edileceğini göstermek için yapılan önemli bir üretim yönetimi faaliyetidir. Talep tahminleri, üretim planlama faaliyetinde tüm paydaşların faydasını maksimize edebilmek amacıyla temel girdi olarak kullanılmaktadır. Üretim kontrol ise fiili üretimin planlanan üretimden ne kadar saptığını ve sapmalara bağlı olarak gerçekleşen aksaklıkları bulmaya çalışan bir denetleme faaliyetidir. Burada sapmanın küçük olması istenen bir durumdur. Bu da planlamanın iyi bir tahmin tekniğine bağlı elde edilecek olan tahmini değerlere göre üretim yöneticilerinin hedeflerinin ve hedeflere bağlı oluşturdıkları üretim planlaması ile mümkün olmaktadır. İşletmeler böylelikle etkin kapasite kullanımı, müşterilere daha iyi hizmet sunma ve karlılık seviyesini artırma imkanına kavuşmaktadırlar.

- **Pazarlama:** Tahmin, birçok pazarlama kararında önemli rol oynamaktadır. Pazarlama yöneticileri pazarlama planlamasında küreselleşmeyle birlikte artan belirsizliğe karşı fiyat eğilimlerine bağlı fiyat kararları, reklam için harcanacak bütçenin belirlenmesi, demografik yapıya bağlı talep yapısının ve pazarın

payının belirlenmesi, rakip-rekabet analizi gibi pazarlama alanındaki kritik eylemleri gerçekleştirebilmek amacıyla tahminleri temel girdi olarak kullanmaktadır. Böylece pazara ilişkin planlama ne kadar az hatalı olursa, gerçekleştirilen eylemler de o derecede başarı ile sonuçlanacaktır.

- **Ekonomi:** Ekonomik (İktisadi) tahmin Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH), enflasyon, işsizlik, tüketim, üretim, yatırım, fiyat seviyesi ve faiz oranları gibi temel ekonomik göstergelerin bir kombinasyonu kullanılarak ekonominin gelecekteki durumu hakkında yapılan tahminlerdir. İktisadi tahmin yapmanın amacı devlet yetkilileri, politika yapıcılar ve iş dünyasında bulunan yöneticiler gibi kritik karar mercilerinin planlama ve karar verme süreçlerinde yol gösterici olmasıdır. Özellikle hükümetler bu tahminleri para ve maliye politikalarını belirlerken; işletme dünyası da stratejik planlamalar için daha çok rehber olarak kullanılmaktadır.

- **Finansal Varlık Yönetimi:** Portföy yöneticileri emtia fiyatları, döviz kurları, faiz oranları, hisse senedi getirileri gibi statik bir getiri yapısına sahip olmayan finansal varlık getirilerini tahmin etmek isterler ve bunu düzenli olarak yaparlar. Finansal piyasalarda varlık getirilerinin tahmini için kullanılacak yöntem seçimi varlık çeşidinin fazla, piyasaların dalgalı ve birçok kontrol edilemeyen değişken etkisinin olması portföy yöneticileri arasında bir tartışma konusudur. Klasik olarak da adlandırılan basit tahmin yöntemlerinden ziyade finansal verilerdeki davranış kalıplarını ve mevcut ile geçmiş arasındaki ilişki yapısını ortaya çıkaran melez yöntemlerin seçimi getiri açısından daha rasyonel kararların alınmasını sağlayacaktır.

- **Finansal Risk Yönetimi:** Varlık getirisi oynaklığının öngörülmesi yani varlık getirilerinin tahminidir. Volatilite tahminleri portföy yönetiminde varlıklara ait risklerin değerlendirilmesi ve sigortalanması için önem arz etmektedir. Opsiyon ve diğer finansal türev araçlarının fiyatlandırılması noktasında hem firma hem de yatırımcılar için önemli olan bir diğer husustur.

- **İşletme ve Devlet Bütçeleri:** Gerek iş dünyasında yer alan işletmeler gerekse hükümetler gerekçelendirmelere de yer vererek düzenli olarak bütçeleme olarak adlandırılan harcama planı oluştururlar. Bu bağlamda bütçeleme sürecinin önemli bir girdi bileşeni gelir tahminidir. Firmaların gelirlerinin büyük kısmı genellikle satışlardan olmasına rağmen başka gelirleri de olabilmektedir. Burada tahmin kullanım amacı gelir tahmini ve gider tahmini arasındaki farka bağlı olarak bütçe dengesini korumak, gerekli görülmesi durumunda da önlem almayı sağlamaktır.

- **Demografi:** Demograflar dünya üzerinde bulunan ülkelerin, bölgelerin, illerin veya daha küçük yerleşim yerlerinin nüfusunu genellikle yaş, cinsiyet ve ırk gibi değişkenlere ayırıştırarak düzenli şekilde tahmin etmekte ve istatistiklerini paylaşmaktadır. Nüfus tahmini birçok karar birimi tarafından kullanılmaktadır. Hükümetin ülke sınırları içerisinde yaşayan bireylere sağlayacağı sağlık hizmeti, altyapı çalışmaları, sosyal güvence hizmeti, yoksulluk karşıtı programlar gibi kararlarında temel girdi nüfus tahminleri olmaktadır. İşletmeler tarafından özellikle pazarlama departmanı tarafından stratejik ürün hattı kararlarının verilmesinde, egemen oldukları pazarın demografik yapısına göre faaliyetlerde bulunurken karar verme sürecinde demografik tahminler kullanılmaktadır.

1.2. TAHMİN ZAMAN ARALIĞI

Tahmin sürecine ait zaman aralığı, ilgili işletmenin bulunmuş olduğu sektöre ve üretimini gerçekleştireceği ürüne göre farklılık gösterir. İşletmenin kuruluşunda yapılacak olan talep tahmininin gelecek yıllarda devamlı olarak takip edilmesi gerekmektedir. Bu da ekonomide ve sektörlerde olan değişimlerin devamlı takip edilmesini gerekli kılmaktadır.

Zaman aralığına göre talep tahminlerinin ayrımı farklı kaynaklara göre üç dönem veya dört dönem şeklinde ayrımlara tabidir. Bu ayrımı göz önünde bulunduran zaman aralığına göre talep tahmin dönemleri aşağıda açıklanmıştır.

Talep tahminleri zaman aralığına göre dört döneme ayrılabilir (Kobu, 2014: 111).

- *Çok kısa süreli tahminler:* Günlük veya haftalık olarak yapılan bu tahminler süre olarak çok kısa zamana tekabül etmektedir. Genellikle yedek parça kontrolü, stok kontrolü, yeniden sipariş verme, iş programlarının hazırlanması, günlük ve haftalık vardiyaların hazırlanması gibi çok kısa süreli işler için kullanılmaktadır.

- *Kısa süreli tahminler:* 3 ay ile 6 ay arasında olan sürelerde yapılan tahminleri içermektedir. Kitle üretimi yapılan büyük firmalar için uygun sipariş hacmi, hammadde tedarik süresi, üretimde makine ve işgücü ayarlaması gibi işler için kısa süreli tahminler yapılabilmektedir.

- *Orta süreli tahminler:* 6 ay ile 5 yıl arasındaki tahminler orta süreli tahminlerdir. Tedarik süresi belirsiz olan malzeme ya da hammadde alımları, sermaye ya da nakit bütçelemesi, satış planlaması gibi faaliyetler için kullanılır.

- *Uzun süreli tahminler:* Süre olarak en uzun tahminlerdir. 5 yıl ve daha uzun süreli tahminleri içermektedir. Tevsi yatırımları, yeni makine ve teçhizat alınması, ürün planlaması gibi faaliyetlerin tahmin işlemi uzun süreli olarak yapılmaktadır.

- Tahminin zaman aralığına göre sınıflandırılmasına yönelik diğer bir yaklaşım ise kısa vadeli, orta vadeli ve uzun vadeli olmak üzere üç dönem şeklinde bir ayırım söz konusudur (Heizer ve Render, 2017: 104).

- *Kısa vadeli tahmin:* Genel anlamda 1 yıla kadar uzasa da genelde 3 aydan daha kısa olabilmektedir. Satın alma planlamasında, iş çizelgelemede, iş atamalarında, işgücü ve üretim seviyelerinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

- *Orta vadeli tahmin:* Orta vadeli ya da diğer ismiyle ara tahmin, 3 aydan 3 yıla kadar olan süreleri içerir. Satış planlama, üretim planlama, bütçeleme analizinde kullanılmaktadır.

- *Uzun vadeli tahmin:* 3 yıl ve üzeri bir zaman aralığına sahip olan tahminlerdir. Bu tür tahminler yeni ürünlerin planlanmasında, sermaye harcamalarında, tesis konumlandırması ve büyütülmesinde ve araştırma geliştirmede kullanılmaktadır.

Heizer ve Render'e göre orta ve uzun vadeli tahminler, kısa vadeli tahminlere göre belirli noktalarda farklılaşmaktadır. Bu farklılıklar:

- Orta ve uzun vadeli tahminler kısa vadeli tahminlere göre daha kapsamlı sorunlar ile uğraşmaktadır.

- Kısa vadeli tahminlerde kullanılan yöntemler ile uzun vadeli tahminlerde kullanılan yöntemler farklıdır. Örneğin üssel düzeltme, hareketli ortalama ve trend kestirimi gibi matematiksel teknikler kısa vadeli tahminler için daha iyi sonuçlar verdiği için kısa vadeli tahmin yaparken tercih edilmektedir.

- Doğası gereği zamanın kısa olmasından dolayı kısa vadeli tahminler uzun vadeli tahminlerden daha doğru olma eğilimindedir. Zaman aralığı büyüdükçe tahmini etkileyecek faktörlerin artması, bu faktörler arası ilişkinin karmaşık bir hal alması ve belirsizliğin artması, tahminin sonucunun gerçeğe uygun olma derecesinde azalmaya neden olmaktadır.

Tahminin zaman aralıklarına ilişkin sınıflandırmalar araştırmacıya göre küçük değişiklikler göstermektedir. Araştırmanın doğasına uygun olarak tahminin kapsadığı gelecekteki zaman dilimine göre sınıflandırılabilir (Heizer ve Render, 2017: 104).

1.3. TAHMİN TÜRLERİ

Yöneticiler belirsizlik ortamında karar verme ihtiyacı ile karşı karşıya kaldıklarında, farklı amaçlara hitap eden farklı tahmin türlerinden yararlanma imkanına sahiptirler. Tahmin türleri zaman aralığına göre uzun, orta ve kısa vadeli tahmin olarak sınıflandırılabilir. Örneğin bir kuruluşun genel gidişatını uzun vadede belirlemek için uzun vadeli tahminler gereklidir. Bu nedenle uzun vadeli tahminler üst düzey yöneticilerin strateji belirleme sürecinde ilgi odağı haline gelmektedir. Ayrıca anında stratejiler tasarlamak için gereken kısa vadeli tahminler, orta veya alt kademe yönetimde bulunan yöneticiler tarafından yakın geleceğe ait ihtiyaçların belirlenmesi amacıyla kullanılmaktadır (Hanke vd., 2001: 2-3).

Tahminler, kullanılan veri setinin büyüklüğüne ve kapsadıkları ayrıntı derecesine göre mikro-makro tahmin olmak üzere iki türe ayrılmaktadır. Örneğin, hükümetin ülke sınırları içinde istihdam edilen çalışan sayısına yönelik tahmini makro bir tahminken, bir tesis yöneticisinin işletme bazında yapacağı çalışan sayısı tahmini kapsam açısından mikro tahmin sınıfında yer almaktadır. Yine, bir kuruluştaki farklı yönetim düzeyleri, mikro-makro sürekliliğin farklı düzeylerine odaklanma eğilimindedir. Üst yönetim, tüm şirketin satışlarını tahmin etmekle ilgilenirken, bireysel satış görevlileri kendi satış hacmini baz alır ve bulunduğu birime özgü tahminler yapar (Hanke vd., 2001: 3).

Tahmin, kullanılan değişkenlere ait girdi değerlerinin ölçülebilme kriterine göre nitel ve nicel tahmin tekniği olarak sınıflandırmaya tabidir. Nitel tahmin yöntemi, yeterli veri bulunmaması ya da güvenilir olmaması gibi durumlarda tahmincinin deneyimine ve yargılarına göre şekillenen sayısal olmayan bir tekniktir. Nicel tahmin yöntemi ise sayısal verilerden oluşan ve sayısal sonuçlar veren mekanik prosedürleri kapsayan bir tahmin tekniğidir (Hanke vd., 2001: 3).

Tahminler çıktının niteliğine göre nokta tahmini ve aralık tahmini olarak sınıflandırılmaktadır. Tahmin değerinin tek bir sayı olarak ifade edilmesi nokta tahmin olarak adlandırılmaktadır. Aralık tahmininde ise, gelecekte gerçekleşmesi beklenen tek bir değer yerine, değer aralığı olarak sayı aralıkları söz konusu olmaktadır (Hanke vd., 2001: 3).

Organizasyonlar, gelecek faaliyetlerini planlamak üzere kullandıkları ekonomik, teknoloji ve talep tahmini olmak üzere üç farklı tahmin türü söz konusudur. Bu tahmin türleri aşağıda ifade edilmiştir (Heizer ve Render, 2017:105).

- *Ekonomik tahminler:* Enflasyon oranları, istihdam oranları, döviz kurları, faiz oranları, para kaynakları, yatırım oranları, GSYH gibi temel iktisadi göstergeler hükümet ve özel tahmin şirketleri tarafından düzenli olarak tahmin edilmektedir. Hükümet bu tahminleri maliye ve para politikalarını belirlemede kullanırken, işletmeler de zaman aralığı açısından orta ve uzun vadeli tahminlerinde ve bu tahminlere bağlı planlamalarda fikir sağlayan dayanak noktası olarak kullanmaktadır.

- *Teknoloji tahminleri:* Zaman aralığı olarak uzun vadeyi kapsayan bu tahmin türü, teknolojik gelişim oranlarının değerlendirilmesine yöneliktir. Teknolojiye dayalı yeni ürünlerin ortaya çıkışı, yeni fabrika ve donanım gereksinim duyulabilecek teknolojik ihtiyaçların belirlenmesi ile ilgili tahminlerdir.

- *Talep tahminleri:* İşletmelerin ürün ya da hizmetlerine olan talebin yani belirlenen dönemlere göre gerçekleşmesini öngördükleri satış miktarına talep tahmini denir. Bir işletmenin üretim, kapasite ve çizelgeleme sistemlerini yönlendirip, finansal planlamaya, pazar ve personel planlamasına destek olan tahminlerdir.

1.4. İŞLETMELERDE TALEP TAHMİNİ KAVRAMI VE ÖNEMİ

İktisadi manada talep kavramı, tüketicilerin bir malı veya hizmeti belirli bir fiyat düzeyinde satın almaya hazır oldukları miktar anlamına gelmektedir. Diğer bir ifade ile üretilen ya da üretilecek olan tüm mal ve hizmetlerin, tüketiciler tarafından satın alma isteği olarak ifade edilir. İşletmelerde hangi ürün ya da hizmetin üretileceği, tüketicilerin bu ürün ya da hizmeti alacağı zaman ve miktar önceden tahmin edilmeye çalışılır. Üretilmiş olan ya da üretilecek olan mal veya hizmetin gelecek dönemler için tahminleri ise talep tahmini olarak adlandırılmaktadır.

İşletmelerin piyasada varlıklarını sürdürebilmesi için müşteriler tarafından talep edilen malı veya hizmeti zamanında üretebilmesi gerekmektedir. Burada dikkat edilmesi gereken husus, talep edilecek ürüne ilişkin miktardan az veya çok miktarda üretim yapmadan talebi karşılayabilecek düzeyde üretimi gerçekleştirebilmektir. Bu yüzden bütün işletmeler gelecekteki mal ve hizmete olacak olan talebi önceden öngörmek ister. Dolayısıyla geçmişte belli zaman aralıklarında gerçekleşen talebe dayanarak gelecekte belirli bir zaman dilimi için herhangi bir ürünün talep miktarı tahminlenir (Tekin, 1996: 210, Ergün ve Şahin, 2017: 469).

Gelişen teknolojiye bağlı olarak sürekli değişen tüketim davranış kalıpları pazar dinamizminde yarattığı sert ticari rekabette zamanında doğru karar vermeyi bir zorunluluk haline getirmiştir. Bu bağlamda talep tahmini bir işletmenin her kademesinde bulunan yöneticiler tarafından operasyonel, taktiksel ya da stratejik karar verme süreçlerinde yani kısa, orta ve uzun dönemli hedeflere ulaşmada temel girdi olarak kullanılmaktadır. Var olan talep tahmin yöntemleri arasından işletme yapısı ve amacına uygun minimum hata oranını veren ve dolayısıyla gerçeğe en yakın değerlerin elde edilmesine imkan sağlayan yöntemin seçimi ile işletme fonksiyonları arasındaki çatışmaları önleyecek optimum kar seviyesine ulaşmada kullanılan önemli bir araçtır. Böylelikle, teori ile uygulama arasındaki çatışma da azalmaktadır. İşletmelerin esas amacı, pazarda ürüne olan talebi yeterli bir şekilde ve gereken zamanda karşılayabilmektir. İşletmeler bu bağlamda üretmiş oldukları veya üretecekleri mal veya hizmetlere yönelik olacak olan talebi, minimum hata ile gerçekleşecek değerlere yakın değerleri tahmin etmeye çalışmaktadır. (Ergün ve Şahin, 2017: 471-472).

Talep tahminlerini makro ekonomik açıdan iki farklı noktada değerlendirmek mümkündür. Öncelikle ülke genelinde üretilmekte olan mal ve hizmetler mevcut talebi karşılayacak düzeyde olmalıdır. Aksi bir durum söz konusu olduğunda yetersiz üretim nedeniyle ürün veya hizmet fiyatı gereğinden fazla yükseleceği gibi ithalat zorunluluğu ile de karşı karşıya kalınabilir. Bu ve benzeri durumlar karşısında piyasa talebinin karşılanmasına yönelik çözüm olarak işletmelerin kapasitelerini aşacak düzeylerde çalışması maliyetlerin artması gibi olumsuz sonuç doğurabilecektir. Bu durumun tersi bir durum da piyasa talebinden daha fazla üretimin gerçekleştirilmiş olmasıdır. İşletmelerin üretilip satamadığı talep fazlası mallar fazla miktarlarda stok birikimine neden olacaktır. Böyle bir durumla karşılaşan işletmeler çözüm olarak kapasitenin altında üretimi gerçekleştirerek faaliyetlerine devam edecektir. Ancak bu çözüm yolu üretim maliyetlerinin artmasına ve kaynak israfı ile sonuçlanmasına neden olabilir. Burada talepten çok az ya da çok fazla iki uç duruma göre karşılaşılabilecek olumsuz sonuçlardan yola çıkarak gelecekte gerçekleşecek talep seviyesini doğru tahmin ederek üretim kararı vermek, üretim verimliliğini ve kaynak etkinliğini sağlayabilmek için gerekliliktir (Tekin, 1996:210).

Talep tahmini gelecekte gerçekleşmesi muhtemel talep seviyesini öngörmektir. İşletmelerin geleceğe yönelik vereceği kararlarda yönetimin temel fonksiyonlarından biri olan planlamanın temel girdisi olarak kullanılmaktadır. Bu bağlamda planlama ve tahmin kavramları anlamsal ve işlevsel olarak birbirinden farklılık göstermektedir.

Tahmin, gerekleşmesi muhtemel olanı öngörmeyi amaçlarken, planlama karar mercileri tarafından önemli görölen durumlara ulaşmak amacıyla alınan kararlar, gelecekte atılacak adımları şimdiden belirleyen süreç olarak tanımlanabilir. Diğer bir ifade ile işletmenin kaynaklarına, kısıtlarına uyum sağlayacak şekilde, işletmenin geleceğine yönelik alınan kararların bütünü planlama olarak ifade edilebilir. Einsenhower, “savaşa hazırlanırken planların işe yaramaz olduğunu gördüm ancak plan yapmak kaçınılmazdır” ifadesine benzer şekilde pazarda yer alan tüm işletmeler içinde aynı durum söz konusudur. Bir işletmede karar vericilerin en önemli görevi işletmenin varlığını, devamlılığını sağlayarak korumaktır. Bunun için de belirli amaçlar doğrultusunda geleceğe yönelik kararlar alırlar. Geleceğe yönelik kararların başarı derecesi, planlamada temel girdi olarak kullanılan tahminin başarısı ile doğru orantılıdır. İşletmeler yaptıkları talep tahminiyle, ürünlerin miktarını, zaman aralığını, maliyetini ve hangi şartlarda nasıl üretileceğini öngörmeye çalışmaktadır. Eğer tüm bunlar başarılı bir şekilde tahmin edilirse planlar ve buna bağlı kararlar da başarılı sonuçlanmaktadır (Nahmias ve Olsen 2015: 128-132).

Üretilen ya da üretilmesi planlanan ürünlerin gelecekte gerçekleşecek talep miktarlarının belirlenmesine yönelik yapılan talep tahmini, işletmelerin üretim, kapasite, finansal, personel, tedarik planlama gibi süreçlerinde rehberlik etmektedir (Muhlemann vd.,1994:312). Ürün tipi, üretim tipine bağlı olarak imalat araç ve metotlarının belirlenmesi, tüketicilerin genel eğiliminin, pazardaki rekabet durumunun, stok kapasitesinin, uygun dağıtım kanalının, ihtiyaç duyulan insan gücünün ve yatırım ihtiyaçlarının belirlenmesi gibi birçok karar talep tahminine göre verilmektedir (Kobu, 2014: 112).

Talep tahminlerinin doğruluğunu ve duyarlılığını etkileyen birçok etken vardır. Bunların en önemlisi kapsadığı zaman aralığıdır. Tahminin içerdiği zaman aralığı büyüdükçe sonuca etki eden faktörlerin sayısının artmasına bağlı olarak faktörler arası ilişki yapısı daha kompleks ve belirsiz olmaktadır. Bu duruma örnek olarak bir ülkenin uzun vadede iktisadi durumu değerlendirilirken teknolojik gelişim ve toplumsal değişim gibi öngörölmesi güç olan faktörler verilebilir. Ancak bu faktörler değerlendirmede dikkate alınmalıdır. Tahminin zaman aralığı kısaldıkça tahminlerin gerçeği yansıtabilme gücü olarak da ifade edilebilen uygunluk derecesi artmaktadır. Bunun en temel nedeni kısa vadede yapılan tahminlerde meydana gelebilecek gerçek değerlerden küçük sapmaların pratikteki negatif etkilerini direk göstermesindendir (Kobu, 2014: 112).

Pazarda sürekli artan rekabet koşullarında, işletmelerin varlığını sürdürebilmesi etkin kaynak kullanımı ve üretim verimliliğine bağlıdır. Tüm bunları yapabilmek için de geleceğe yönelik stratejik kararlar vermek zorundadır. İleriye yönelik verilen tüm kararlar belirsizlik içermektedir. Belirsizliği azaltabilmenin yolu da tahmin yapmaktır. Belirsizlik zaman içinde ekonomik dalgalanmaların da etkisiyle artış gösterir. Dünya ülkelerinde yaşanan küresel krizlerin ülkelerin ekonomisi üzerinde etkisi kaçınılmaz olmakla birlikte zaman içinde artış göstermektedir. Dolayısıyla kendi pazar yapısını bilmek ve pazara ait talebi doğru tahmin edebilmek ilgili tüm işletmeler için önem teşkil etmektedir. Hem politik hem de ekonomik ortamdaki dalgalanmalarla birlikte rekabetin hızla arttığı ve sürekli değiştiği bir ortamda doğru kararlar alabilmek, işletmeler için hayati önem taşımaktadır. Doğru kararların alınabilmesi, geleceğe yönelik yapılan tahminlerin doğruluğu ile mümkündür. İşletmeler hammadde ihtiyacı, gerekli stok miktarı, borçlanma gereksinimi, personel ihtiyacı gibi pek çok konuda tahmin yapma gereği duymaktadır. Bunlardan herhangi birinin tahmin edilebilmesi, öncelikle pazar talebinin ve buna bağlı olarak da işletmenin satış tahmininin yapılması ile mümkündür. Bu sayede pazara ait talep tahmini işletmede ihtiyaç duyulan diğer tahminler için bir başlangıç noktası haline gelir (Şen ve Kaba, 2009: 397-398).

Genel anlamda işletmeler, mevcut durumlarını muhafaza edebilmek, büyümek ve rekabet edebilmek amacıyla geleceğe yönelik tahminler yapmak zorundadır. Bu sayede beklentilere uygun alternatif kararlar içerisinde ideal olan kararı verebilme imkanına sahip olmaktadır. Kısaca, talep tahmini ile işletmeler gelecekte karşılaşılabilecekleri durumları önceden öngörebilir, buna bağlı olarak yapılan planlamalarla önlemler alabilirler (Korucuk ve Tatlı, 2017: 223).

1.5. TALEP TAHMİNİ İLKELERİ

İşletmelerin ürün ve hizmetlerini sundukları pazarın yapısı ve özellikleri, pazar araştırmaları ile ortaya çıkarılan tüketici tutum ve eğilim yapısı ile belirlenmektedir. Pazar araştırması sonucu elde edilen bu bilgiler uzmanlar tarafından gerek ekonomik gerekse teknik açıdan değerlendirilerek talep tahminleri yapılmaktadır. Seçilecek talep tahmin yöntemi ve kullanılacak verilerin gerçeği yansıtması açısından yakın oluşu, tahmin doğruluk derecesini arttırmaktadır. Uzmanlar tarafından yapılan talep tahmininin geçerliliği için kullanılan ölçüt, tahmin değerleri ile gerçek değerlerin

birbirine yakınlığı hesaplanarak elde edilmektedir. Mukayese sonucu elde edilen farklar, ihmal edilebilir seviyenin üzerinde ise farkların nedeni araştırılmalıdır. Eğer araştırma neticesinde farkların nedenlerine ulaşılabilirse tahminde karşılaşılan hatalar azaltılabilir. Diğer taraftan talep tahminiyle ilgili araştırmaların, araştırmacıların amaçlarına uygun sonuçlar verebilmesi için talep tahminin bazı ilkelere sahip olması gerekir. Bu bağlamda tahminin sahip olması gereken ilkeler aşağıdaki gibi sıralanmıştır (Tekin, 1996: 213):

- Tahminlerin zaman aralığına dikkat edilmesi gerekmektedir. Zaman aralığı özellikle zaman serileri için çok önem taşımaktadır. Talep tahminlerinin içerdiği zaman aralığı kısaldıkça, tahminin duyarlılığı artmaktadır. Diğer taraftan da gereğinden çok fazla uzun zaman aralığı da gerçekçi tahminler yapmayı zorlaştıracaktır. Duyarlılık için ideal zaman aralığı belirlenmelidir.
- Talep tahmini araştırmalarında, gerçekleşen değer ile tahmin edilen değer arasındaki farkı veren ve hata olarak isimlendirilen hata değerleri hesaplanarak sapmalar belirlenmelidir. Kurulan her tahmin modelinden elde edilen tahmin değerleri belirli bir hata barındırdığından her model için bu standart sapmaya göre analiz edilmeli ve değerlendirmeler yapılmalıdır. Kurulan tahmin modelleri içerisinde sapması en az olan model seçilmeli ve kullanılmalıdır.
- Tahmin duyarlılığını etkileyen diğer faktör ise tahmin edilecek olan ürün grubuna ait miktar ve çeşit faktörleridir. Miktar ve çeşit açısından fazla olan ürün gruplarından elde edilen tahminlerin duyarlılık düzeyi daha fazla olmaktadır.
- Uygulamaya geçmeden önce seçilen tahmin yönteminin doğruluğunun test edilmesi önemli olan bir diğer ilkedir. Talep araştırması uygulamalarının test adımıyla ortaya çıkan hataları ve bu hatalara bağlı oluşan sapmalara yönelik düzeltici önlemler alınabilmesine imkan sağlamaktadır.

1.6. TALEP TAHMİNİ AŞAMALARI

Talep tahmini sırasında yapılacak olan işler dört aşamada gerçekleştirilebilir. Bu faaliyetlerin adımları aşağıdaki sırada verilmiştir (Çağlar, 2007: 11-13, Tekin, 1996: 212-213):

- **Talep Tahminine Ait Bilgilerin Toplanması:** Araştırmanın hem değerini hem de geçerliliğini etkileyen büyük öneme sahip bir aşamadır. Araştırma

kapsamında uygun ve kullanılabilir bilgilerin toplanması işletmenin hiçbir ayrıntıyı atlamadan düzenli olarak verileri kayıt altına aldığı kayıt sisteminin iyilik derecesi ile doğru orantılıdır. Geleceğe ışık tutan geçmişe ait bilginin olmaması, geleceğin barındırdığı belirsizlikle beraber tahmin yapmayı zorlaştırmaktadır. Ancak geçmişe ait satış, tedarik, işlem zamanı ve maliyet gibi bilgilerin kayıtları mevcut ise geleceğe dair tahmin yapmak daha kolay hale gelmektedir. Bilginin mevcut olmaması tahmin yapmayı zorlaştırdığı gibi, gereksiz fazla bilgi de bu noktada doğru tahmin yapılması açısından negatif etki barındırmaktadır. Araştırma kapsamında araştırma amacı dikkate alınarak toplanacak olan bilgilerin cinsi, kapsamı ve ayrıntısı konusunda doğru karar verilmesi gerekmektedir. Eksik ya da gerekenden daha fazla bilgi sadece araştırmanın maliyetini ve zamanını değil doğruluğunu da olumsuz etkilemektedir. Bu yüzden araştırmacı nasıl ve ne tür bilgiye ihtiyaç duyduğunu belirledikten sonra bilgileri toplamalıdır. Talep tahmininde kullanılacak olan bilgilere geniş kapsamlı olarak ele alınan pazar araştırmasıyla ulaşmak mümkündür. Toplanacak olan bilgilerin talebi etkileyen ve konuyla ilgili tüm faktörleri dikkate alarak, geniş ve ayrıntılı bir araştırmaya dayandırılması gerekmektedir. Araştırmanın amacı göz önünde bulundurularak, bilgiler objektif ölçümlere bağlı doğru ve eksiksiz olarak elde edilmelidir. Böylece talep tahmini ile elde edilmesi beklenen sonuçlara ulaşma, amaç doğrultusunda daha kolay olmaktadır.

- **Talep Tahmin Döneminin Belirlenmesi:** Talep tahmini sonuçlarının kullanılış amacı ile periyodun uzunluğu arasında oldukça önemli ve göz ardı edilemeyecek yakın bir ilişki söz konusudur. Örneğin, üretim departmanında bulunan bir araştırmacının günlük iş emirlerinin hazırlanmasına yönelik tahminleme için yararlanacağı zaman diliminin aylık veya yıllık periyotta olması yanıltıcı sonuçlar verebilir. Aynı şekilde aylık veya yıllık olarak yapılması gereken tahminlerde zaman periyodu olarak günlük tahminler son derece yanıltıcı sonuçlar verebilir.

- **Talep Tahmin Yönteminin Seçimi ve Hatanın Hesaplanması:** Tahmin yöntemi seçimi yapılırken dikkate alınması gereken çeşitli noktalar vardır. Bu noktalar talep tahminin amacı ve bu amaca uygun olarak toplanan verilerin muğlaklık, duyarlılık, değişkenlik gibi özellikleridir. Bunun yanı sıra aynı kriterlere dayanarak hata hesabının da yapılması gerekmektedir. Bu iki karar ile talep tahmini ile metotlar ve sonuçlar arasında uyumluluk sağlanmalıdır. Duyarlı olmayan yüzeysel bilgiler ile çok ayrıntılı sonuçlar veren yöntemlerin uygulanması gibi doğru olmayan yöntemler

tercih edilmemeli, aynı hassasiyetin hata hesabının yapılmasında da dikkate alınması gerekmektedir.

- **Talep Tahmin Sonuçlarının Geçerliliğinin Araştırılması:** Talep tahminin amacına yönelik toplanan bilgiler ve seçilen tahmin yöntemi sonucu elde edilen tahmin değerleri ile talebe ait gerçek değerlerin mukayese edilip, oluşturulan tahmin modelinin kullanılabilirliğinin araştırıldığı aşamadır. Beklentiye uygun sonuçlar elde edilmemesi halinde model kurulumu aşamasında toplanan bilgiler, modele ait varsayımlar tekrar gözden geçirilerek gerekli düzenlemelerin yapılması sağlanır.

1.7. TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİ

Yöneticiler, aldıkları çoğu kararda tahmini araç olarak kullanmaktadır. Özellikle yönetsel tahmin problemlerinde artan çeşitlilik ve karmaşıklık gidermek amacıyla birçok tahmin tekniği geliştirilmiştir. Küreselleşmeyle birlikte artan ürün çeşitliliği ve sürekli değişen tüketim davranış kalıpları üretim işletmeleri için gelecekte talep edilecek ürün ve miktarlar açısından büyük bir belirsizlik unsuru barındırmaktadır. Bu nedenle talep ve eğilimlerin tahmini talep seviyelerinde yaşanabilecek ani değişimler, rekabetin fiyat düşürücü etkileri, ekonomideki büyük dalgalanmalar gibi sorunların üstesinden gelebilmek için bir gerekliliktir.

Günümüzde talep tahminleri için kullanılabilecek çok sayıda yöntem mevcuttur. Kullanılan yöntemlerin bazıları kısmen ya da tamamıyla yargılara, bazıları ise matematiksel, nedensel ilişkilere dayanmaktadır. Sektöre veya işletmenin türüne göre en iyi sonucu veren bir tahmin yöntemi söz konusu olmadığı için, karar birimleri sürece ait koşulları dikkate alarak problemin doğasına uygun talep tahmin yöntemini seçmelidirler.

Tahmin yöntemi seçiminde dikkate alınması gereken birçok faktör vardır. Bu faktörler tahmin yapma amacı, yapılacak tahminin kısa, orta ya da uzun vadeli olmasına göre kapsayacağı zaman aralığı, tahminde kullanılacak bilgilerin mevcudiyeti ve niteliği, zaman ve kaynak maliyeti şeklinde ifade edilebilir (Klassen ve Flores,2001:172; Schroeder vd.,1989:71). Bu faktörlere göre yargısal, matematiksel ve son zamanlarda çok fazla tercih edilen zeki yöntemler uygun sonucu verebilmektedir.

Tahminleme yöntemleri farklı kaynaklarda çeşitli sınıflandırmalar yapılarak ifade edilmektedir. Bu sınıflandırmalar genel olarak nitel ve nicel tahmin yöntemleri şeklinde yapılmaktadır. Nitel yöntemler, yargısal yöntemler olarak da adlandırılan sayısal olmayan tekniklerdir. Tahmin edilmesi istenen değişkenin sayısal tekniklerde varsayılan geçmiş bilgilere dayanarak geleceğin benzer olacağı düşüncesinin aksine, yönetici veya alanında uzman kişilerin kişisel görüş, önsezi ve deneyim gibi beşeri bilgilerinin sürece dahil edilmesiyle yapılan tahminlerdir. Bu tür yöntemlerde geçmiş verilere ihtiyaç duyulmaması avantajına karşılık, bazı durumlarda kantitatif yöntemlere göre daha pahalı ve uygulaması daha zor olabilmektedir (Frechtling, 2001: 20).

Nicel yöntemler, ölçüm sonucu elde edilmiş geçmiş bilgilerden hareketle matematiksel kurallar kullanılarak gelecek için kestirim yapma aracı olarak kullanılan hesap tabanlı sayısal yöntemlerdir. Bu tür yöntemler geçmiş verilere ait durumların normal şartlar altında gelecekte de devam edeceği varsayımına dayanmaktadır. Nicel yöntemler ana hatları ile kendi içerisinde zaman serileri yöntemleri ve nedensel yöntemler olmak üzere iki alt gruba ayrılmaktadır. Zaman serileri yöntemlerinde değişkenlere ait nedensel ilişkilere dikkat edilmeksizin, verilerin geçmiş dönem seyri esas alınarak gelecek tahmin edilmektedir. Nedensel yöntemlerde ise tahmin edilecek değişkene etki eden tüm muhtemel faktörler dikkate alınarak, değişkenler arasındaki nedenselliği ön planda tutan neden-sonuç ilişkisine dayalı matematiksel modellerle gelecek tahmin edilmektedir (Taşdemir, 2012: 11-12).

Son zamanlarda da gelişen yapay zeka teknolojilerine bağlı olarak geliştirilen ve içerisinde klasik tahmin yöntemlerine göre birçok avantaj barındıran yöntemler tercih edilmektedir. Zeki tahmin yöntemleri, yeni nesil veya modern teknikler olarak ifade edilen bu yöntemlerle ilgili açıklamalara ikinci bölümde ayrıntılı olarak yer verilmiştir.

1.7.1. Nitel Tahmin Yöntemleri

Nitel yöntemler istatistiksel ve matematiksel tahmin yöntemlerinden farklı olarak yönetici veya alanında uzman kişiler tarafından sezgiye dayalı yapılan tahminlerdir. Kalitatif ya da yargıya dayalı olarak da isimlendirilen bu sayısal olmayan tahmin yöntemi, tahmin yapmak için gereken geçmişe ait bilgi bulunmaması ve belirsizlik unsurunun çok fazla olması gibi durumlarda sıklıkla tercih edilen

yöntemlerdir. Sadece geçmişten elde edilen bilgilere göre sayısal tahmin yöntemini kullanarak geleceği öngörüp planlama yapmak da çok sağlıklı olmayabilir. Talep tahmininde talep yapısını etkileyen faiz oranı, enflasyon oranı gibi iktisadi rasyolara bağlı gelişen ekonomik şartları ve hükümet tarafından yapılan çeşitli müdahaleleri sayısal tahmin yöntemleriyle tahmin sürecine dahil etmek güçtür. Böyle durumlarda nitel tahmin yöntemleri sayesinde uzman kişilerin görüş ve önerileri tahmin sürecine dahil edilerek daha sağlıklı tahminler yapılmaktadır (Evans,1997:218; Kuusirinne, 2014:23).

Yeni ürün geliştirme, reklam gibi faaliyetlere ait karar verme süreçlerinde, işletmenin sahip olduğu ancak işletme ve işletme çevresi dinamiğine uygun olmayan geçmiş veriler kullanılarak yapılan istatistiksel veya matematiksel tabanlı sayısal yöntemler istenmeyen doğruluk derecesinde hatalı sonuçlar üretebilir. İstatistiksel tahmin yöntemlerinde belli bir hata payı ile çalışılması, değişkenliğin kaynağının nadiren tanımlanabilmesi nicel yöntemlerle kurulan modellerin her zaman eksik tarafını göstermektedir. Bu nedenle tahmin sürecine insan deneyimi, yargıları ve önsezilerinin dahil edilmesi nicel yöntemlerin eksik kalan tarafının azaltılmasına imkan tanımakta ve bu beşeri bilgileri daha önemli noktaya getirmektedir (Croson vd., 2013: 1-5).

1.7.1.1. Uzman Görüşleri Jürisi

Uzman görüşü jürisi tahmin yöntemi, satış ve talep gibi bir şirketin gelecekte gerçekleşmesini bekledikleri değerlere yönelik alanında uzman kişilerin yer aldığı bir grubun istatistiki bilgiler ışığında yönetsel deneyim ve yeteneklerini sürece dahil ederek tahmine yönelik birbirinden bağımsız fikirlerin toplanıp, tek bir tahmin sonucu elde edebilmek için mutabakat sağlanana kadar tartışıldığı basit ve sıklıkla kullanılan bir yaklaşımdır. Bu yüzden yönetici görüş jürisi olarak da adlandırılmaktadır. Yöneticiler toplantı gerçekleşmeden önce tahmine konu olan her türlü bilgiye sahip olmaktadır. Toplantı başladıktan sonra katılım gösteren tüm uzman ya da yöneticiler tahminlerini anket niteliğinde bir kağıda yazmaktadırlar. Daha sonra tüm seçenekler birleştirilerek ortalama ve kabul edilebilir bir sonuca varılmaktadır. Bu yöntem Delphi yönteminin sistematik olmayan bir çeşidi gibi görünebilir. Ancak aradaki önemli fark uzman ya da yönetici görüşü jürisi yönteminde katılımcılar arasındaki etkileşimi önleyen bir mekanizmanın olmamasıdır. Birçok tahmin yöntemine kıyasla tahmin

sonucuna nispeten daha az sürede ulaşılabildiği için zaman bakımından avantaj sağlamaktadır. Ayrıca alanında uzman kişilerin yargılarının ve tecrübelerinin şekillendirdiği özgün fikirlerin bir arada değerlendirilmesi ve ekip ruhunu geliştirmesi açısından da önemlidir. Burada en büyük sorun, grupta yer alan uzmanların fikirlerine verilen ağırlığın mensup oldukları organizasyondaki pozisyonlarına bağlı olmasıdır. Bu da en iyi tahmin fikrini göz ardı etme gibi bir durumla sonuçlanabilir (Dilworth,1992:96-97; Wang ve Chaovalitwongse,2011:3).

1.7.1.2. Senaryo Analizi

Senaryo analizi geleceğin muhtemel görüntüsünü çizebilmek maksadıyla farklı faktörleri hesaba katan sistematik bir düşünce sistemidir. Senaryolar geleceği tahmin etmenin yanı sıra gelecekte değişimin sürükleyici güçlerinin, farklı olasılıklar karşısında nelere neden olabileceğini göstermektedir. İlgililerin tamamını bekleyen kritik problemler üzerinde fikir birliği oluşturulmasına, stratejilerin farklı senaryolarda ne kadar esnek olduklarını ve ne zamana kadar sürdürülebilir olduklarının test edilmesine imkân sunmaktadır. Şirket politikaları ve planları belirlenirken ve değerlendirilirken gelişim için yeni fikirler ve fırsatlar yaratması, yeni bakış açıları kazandırması ve değişen şartlara karşı adapte olabilme gibi özelliklerinden dolayı senaryo geliştirme sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Tüm bu faydalarının yanı sıra kurumsal öğrenme bakımından oldukça yararlı bir araç olan senaryo analizi, kapsayıcı ve stratejik konuların tartışılmasına imkân vermektedir. Bu tahmin yöntemi genellikle vizyon belirleme ile orta / uzun vadeli strateji analizi ve planlamasında kullanılan bir tekniktir. Ayrıca politika geliştirmede, anlaşmazlıkları gidermede, grup olarak öğrenme ve yönetsel kararların farklı senaryolar çerçevesinde hangi sonuçlar ile karşılaşacağı konusunda da tahmin aracı olarak kullanılmaktadır (Kahn, 2014: 41-42; Türkiye Cumhuriyeti Kalkınma Bakanlığı,2018:2-3)

Karar vericiler herhangi bir risk almadan ya da kayıp yaşamadan senaryo analizi sonucu farklı senaryoların farklı çıktılarına göre en iyi kararı verebilme imkanına sahiptir. Senaryo analizinin temel adımları aşağıdaki gibidir (Wang ve Chaovalitwongse,2011:3):

- Senaryoyu oluşturmak için gereken tüm varsayımlar, faktörler ve hangi zaman aralığını kapsayacağı belirlenmelidir. Belirleme işlemi, kullanıcının denetimi ve kontrolü altında olacak şekilde olmalıdır.
- Bir temel oluşturmak amacıyla ilk adımda belirlenen varsayımları ve faktörleri bir araya getiren bir çerçeve oluşturulur. Burada belirlenen her bir faktör bir senaryoya karşılık gelmektedir. Farklı seviyelerde verilen etkili faktörler, her senaryonun gelişimi için farklı sonuçları doğurabilir.
- Senaryolar karşılaştırılıp, en uygun olduğuna karar verilen senaryo seçimi yapılır. Karar vericiler tarafından hangi senaryonun en uygun olduğu konusu burada tartışma konusu olmaktadır. Nihai karar fikir birliği sonucu verilmektedir.

1.7.1.3. Delphi Tekniği

Delphi yöntemi 1950'li yıllarda ABD destekli bir askeri proje için ABD'de bulunan RAND firması çalışanları olan Olaf Helmer ve Norman Dalkey isimdeki araştırmacılar tarafından ortaya atılmıştır. Projenin amacı bomba ve mühimmat üretimi için tahminlerin etkin bir şekilde yapılmasına yöneliktir. Hava kuvvetleri sponsorluğunda savunma araştırmalarına yönelik en güvenilir fikir birliği elde etmek amacıyla ortaya atılan bu yöntem, uzmanların bulunduğu bir grupta görüşlerinin değerlendirildiği ortak karara varma sürecidir. Görüş bildirimi esasına dayanan bu yöntemde, anketler yoluyla kontrollü görüş geri bildirimleri ile fikir birliği sağlanana kadar devam eden adımlardan oluşmaktadır (Dalkey ve Helmer,1963:458).

Yöntem adı, Antik Yunan'da tanınmış bir kahinin yaşam yeri olan Delphi'den esinlenerek konulmuştur. Askeri bir projede kullanılmak üzere ortaya çıkan bu bilimsel araştırma yöntemi sağlık, eğitim ve işletmecilik gibi birçok farklı alanda yaygın şekilde kullanılmaktadır. İşletmecilik alanında da özellikle talep tahmini konusunda nicel analizi gerçekleştirecek nitelik ve yeterlilikte veri elde edilemediğinde, farklı fikirlere yer verilen uzmanlardan oluşan bir grupta fikir birliği sağlanana kadar belli adımlardan oluşan bir süreç tekniği olarak kullanılan nitel yöntemdir (Woudenberg,1991:132).

Yöntemin işleyişi araştırma için kurulmuş bir ekibin yöneticisi tarafından uzman, danışman veya yöneticilerin olduğu ekip üyelerine yazılı bir şekilde gelecekte gerçekleşecek talep seviyesi ile alakalı fikirlerini beyan etmelerini istemesiyle başlamaktadır. Ekipte bulunan her üye bireysel olarak görüşlerini ayrıntılı ve

destekleyici şekilde ekip yöneticisine yazılı olarak beyan eder. Ekip yöneticisi üyelerden toplandığı tahminle ilgili gerekçelendirilmiş görüşleri özetler. Eldeki veriler istatistiki açıdan eğilim ve yayılım ölçülerinin de kullanılmasına imkan veriyorsa, özete dahil edilir. Böylece ortalamadan sapmış tahmin değerlerine sahip uzman veya uzmanlara ait görüşler belirlenir ve nedenleri araştırılır. Ekip yöneticisi özetlediği görüşleri üyelere yazılı olarak geri gönderir. Üyeler tekrar bu özet doğrultusunda tahmin görüşlerini gözden geçirirler ve şayet varsa görüşlerini destekleyecek gerekçeleri de ekleyerek yeniden tahminle alakalı görüşlerini yazılı olarak grup yöneticisine bildirirler. Süreç, ekip üyeleri arasında fikir birliği sağlanana kadar iteratif şekilde devam eder (Adam ve Ebert,1992:89; Dervitsiotis,1981:441).

1.7.1.4. Satış Gücü Birleşimi

Satış gücü tahmin yöntemi birçok avantaj barındırmaktadır. Tahminler bölgeye, şubeye, satış temsilcisine ve ürüne göre kolayca bölünebilmektedir. Tahmin ve planlama sürecine dahil edilme, satış temsilcileri açısından motivasyon kaynağı olmaktadır. Satış temsilcisi ile nihai tüketici arasında doğrudan iletişim halinde olunması gerçekçi bilgileri elde etme açısından önemlidir. Bu yöntem yeni bir ürün için tahmin faaliyetlerinde daha uygundur.

Nitel bir yöntem olan satış gücü tahmin yöntemi, doğası gereği öznel olması nedeniyle bireysel önyargılar barındıran dezavantajlara sahiptir. Satış temsilcileri, son zamanlarda pazarda gerçekleşen hareketlerden aşırı şekilde etkilenecek tahminlerine yansıtılabilmektedir. Satış performans hedefleri tahmine dayalı ise, satış temsilcileri yanlış tahminlerde bulunabilmektedir. Kıt mallara yönelik bir tahmin yapılması söz konusu ise, satış temsilcileri aşırı tahmin yapma eğiliminde olmaktadır (Dilworth,1992:95-96).

1.7.1.5. Tüketici Pazar Araştırması

Tüketici ile yakınlık gerektiren yöntemdir. Var olan tüketicilerin ve ilerde tüketici olabilecek kişilerin gelecekte satın alma planlarına bakılarak tahminler yapılmaktadır. Tüketicilerin satın alma planları, ürünlerin özelliklerine nasıl tepkiler vereceklerini gösterir. Böylelikle yeni ürün tasarımında ve daha sonra piyasaya sürülecek olan ürünlerin tahmininde bu bilgiler kullanılmaktadır (Hillier ve

Lieberman, 2001:1014). Pazar arařtırmaları aylık, üç aylık veya uzun vadeli (1-5 yıllık) satış tahminlerine yardımcı olmak için kullanılabilir. Ayrıca kısa vadeli satış düzeltmeleri için de kullanılabilir. Beklenen satışlara ilişkin veriler, bir firmanın ticari veya kurumsal müşterilerinin yüz yüze görüşmeleri, telefon anketleri veya posta anketlerinden elde edilebilir. Bağımsız distribütörler, hane halkı veya müşterilerin örneklenmesi de bu amaçla kullanılabilir. Yine odak grupları bu tür verileri toplamak için başka bir araç olarak ele alabilmektedir (Mital vd., 2008: 388-389, Armstrong ve Green, 2005: 3).

1.7.2. Nicel Tahmin Yöntemleri

Nicel tahmin yöntemleri, geçmişe ait verilerin kullanılmasıyla gelecekte gerçekleşmesi muhtemel tahmini değerlerin matematiksel olarak hesaplanmasına imkan sağlayan sayısal veya diğer bir ifadeyle kantitatif yöntemlerdir. Geçmiş bilgiler elde edilebilir olduğunda ve bilgi matematiksel olarak ölçülebildiğinde nicel teknikler kullanılabilir (Ergün ve Şahin, 2017: 475).

Kantitatif tahmin teknikleri, farklı amaçlar için çeşitli disiplinler tarafından geliştirilmiş olması sebebiyle birbirlerinden önemli ölçüde değişiklik göstermektedir. Her birinin doğası gereği kendine özgü özellikleri, doğrulukları ve belirli bir yöntem seçerken dikkate alınması gereken maliyetleri vardır. İki uç arasında değişen ve süreklilik gösteren nitel ve nicel tahmin yöntemleri arasında birçok farklılık vardır. Nitel tahmin yöntemleri, işletmeden işletmeye, üründen ürüne ve tahmin eylemini gerçekleştiren kişiden kişiye kadar geniş ölçüde değişen sezgi ve deneyime dayanmaktadır. Kullanımı basit olduğu kadar, her zaman nicel yöntemler kadar net değildir. Nitel yöntemler nicel yöntemlere kıyasla bazı tahmin arařtırmalarında tahminin doğruluğu hakkında çok az bilgi verir veya hiç bilgi vermezler. Bu kısıtlar nedeniyle, eldeki verilerin uygunluğu ve tahmin amacına göre nicel yöntemlerin kullanımı daha çok tercih edilmektedir. (Makridakis vd., 2008: 9-10).

Nicel tahmin yöntemleri, talep tahmininde sıklıkla tercih edilen yöntemlerdir. Talep ve talebe etki eden değişken ya da değişkenler arasındaki ilişkinin matematiksel ifadeler veya modellerle gösterildiği ölçüm esasına dayalı bu yöntemler, zaman serisi modelleri ve nedensel modeller olmak üzere iki temel ayrıma sahiptir (Dilworth,1992:98).

Zaman serisi tahmin modelleri geçmişe ait bilgileri geleceğin tahmini için kullanılması prensibine dayanmaktadır. Bir değişkenin, belli koşullara göre sıralanan zaman niteliklerinin seçenekleri itibariyle aldığı sayısal bir değeri temsil eden serilere, "zaman serileri" denir. Zaman serilerindeki mantık bir değişken üzerinde düzenli olarak gözlem yapmaktır. Zaman serisinde bağımsız değişken gün , ay,yıl gibi zamana ait bir birimdir. Zaman serisi geçmişte olan değişme biçiminin gelecekte de benzer şekilde devam edeceği varsayımına dayanmaktadır (Kobu, 2014: 116).

Eğer X_i , i zamanındaki bağımsız değişken ise ve gözlemler $i=1,2,...,t$ zamanında gerçekleşmiş değerlerden oluşuyorsa, $\{X_1=x_1, X_2=x_2,..., X_t=x_t\}$ gözlenen değerler bir zaman serisidir. Çoğu durumda zaman serisini oluşturan modelin tam formu hakkında tam bilgiye sahip olamayız. Bu nedenle modele yaklaşık bir model seçilmelidir. Seçim ise genelde zaman serisinin periyoduna bakılarak yapılmaktadır. Zaman serisi analizinde, tahmin edilmesi amaçlanan değişkenlere ait geçmiş verilerin belirli bir düzende seyir izlemesi analiz yapılmasını mümkün kılmaktadır. Bu nedenle bu tür yöntemlerle yapılan tahminler geçmişe ait verilerin mevcudiyeti ve kullanımı ile geleceğin tahmin edilmesi, özellikle çevresel faktörlerin somut ve sayısallaştırılabilir olduğu durumlarda tatmin edici sonuçlar vermektedir (Hillier ve Lieberman, 2001:1014-1015).

Zamana bağlı değişim gösteren talep yapısı, zamanın bir bağımsız değişken olarak kullanıldığı zaman serisi modeli ile gösterilmektedir. Bu modelleme ile geçmişten elde edilen veriler doğrultusunda talep ve zaman arasındaki ilişkiden hareketle gelecek dönem talebi öngörülmektedir. Öngörü işlemi zaman serisini oluşturan bileşenlerin parçalarına ayrılarak analizi ile mümkün olmaktadır. Bununla birlikte, son zamanlarda, ayrıştırma yaparak elde edilen bileşen parçalar kullanım amacına uygun şekilde ayrı bir tahmin yöntemi olarak da kullanılmaktadır. Tek tek bileşenleri geleceğe yansıtmak ve serinin altta yatan bileşenleri ile bir tahmin oluşturmak genellikle işe yaramaz. İşe yaramamasının en büyük sebebi, bileşenlerin doğru tahmin edilememesidir. Daha esnek model tabanlı öngörme prosedürlerinin geliştirilmesi, ayrışmayı öncelikle bir öngörmeden ziyade bir zaman serisini anlamak için bir araç haline getirmiştir. Bu yüzden öncelikle zaman serisinin bileşenlerini anlamak gerekmektedir. Trend, mevsimsel dalgalanma, döngüsel faktörler ve tesadüfi hareketler olmak üzere zaman serisine ait dört bileşen vardır (Hanke ve Wichern, 2001: 119-121).

- **Trend:** Birçok ekonomik olay ve zamana bağlı değişim gösteren diğer serilerin en önemli özelliklerinden biri trend içermesidir. Ortalama talep düzeyinde uzun dönemli meydana gelen bir artış ya da düşüş gözlenmesi durumunda, bir trendin varlığından söz edilebilir. Trend zaman içinde verilerin genel bir eğilim göstermesidir. Eğer değişken zaman içinde artan ya da azalan bir seyir gösteriyorsa trende sahip olabilir. Eğilim farklı şekiller alabilir. Yukarı veya aşağı eğimli; dik veya orta eğimli; üstel veya yaklaşık olarak doğrusal eğimli olabilir (Franses vd., 2014: 9).

- **Mevsimsel Dalgalanma:** Mevsimsel bileşen, sabit bir zaman aralığında tekrar eden, trend değerinin üstünde ve altında tekrarlayan bir talep dalgalanmasıdır. Bazı ürün ya da hizmete olan talep iklim, gelenek, alışkanlık, özel günler, tatil dönemleri gibi nedenlerden dolayı her yıl, ay ya da hafta itibarıyla tekrarlamalı olarak dönemsel dalgalanmalar sergilemesi sonucu zaman serisi verisinde mevsimsellik özelliği oluşmaktadır. Örnek olarak hava şartlarına bağlı olarak dondurmaya olan talebin her yılın yaz aylarında maksimum, kış aylarında ise minimum seviyede olması verilebilir. Belli zaman aralıklarında talep seviyesinde gerçekleşen bu yükseliş ve düşüş mevsimsel bir yapının olduğu anlamına gelmektedir (Franses vd., 2014: 14-15).

- **Döngüsel Dalgalanma:** Dönemsel dalgalanma olarak da adlandırılan döngüsel dalgalanma bir yıldan fazla süren aşağı veya yukarı doğru tekrar eden eğilimlerdir. Bu uzun süren aşağı doğru veya yukarı doğru eğilim trend doğrusuna göre oldukça büyük sapmalarla gerçekleşmektedir. Talepteki dönemsel dalgalanma hareketi genellikle ekonomik, sosyal, teknolojik, politik birçok dinamizm barındıran faktörlerden kaynaklı gerçekleşmektedir. Döngüsel bileşen dönem düzensizliği, kapsadığı zaman aralığı ve periyodik olmayan yapısından dolayı mevsimsel dalgalanmadan farklıdır. Döngüsel bileşeni belirlemek ve açıklamak için 15 veya 20 yıla kadar veri gerekmektedir (Dilworth,1992:98; Hanke ve Wichern, 2001: 120).

- **Düzensiz (rassal) Hareketler:** Öngörülemeyen veya rastgele dalgalanmalardır. Bu dalgalanmalar, bireysel olarak önemli olmayan ancak birleşik etkisi büyük olabilen sayısız olayın sonucu oluşmuştur. Serideki yanıltıcı hareketler olup tanımlanabilir bir seyre sahip değildir. En basit tabirle düzensiz hareketler diğer bileşenlerin hesaplanmasından sonra geride kalan büyüklükler olarak ifade edilebilir (Hanke ve Wichern, 2001: 121).

1.7.2.1. Trend Analizi Tahmin Yöntemi

Bir serinin zamana bağılı olarak aşağı ya da yukarı yönlü devamlı hareketine trend adı verilir. Trend, ilgilenilen serinin yapısına bağılı olarak doğrusal veya eğrisel olarak ortaya çıkmaktadır (Taşdemir, 2012: 22). Trend analizi, talebe ait verilerin uzun dönemli aşağı ya da yukarı yönlü bir eğilim göstermesi durumunda talep tahmininde kullanılan bir zaman serisi analizidir (Yılmaz vd., 2011: 117). Talep tahmini oluşturma sürecinde trend analizi yöntemi ile regresyon analizi yöntemi çok benzerlik gösterse de farklı olarak trend analizinde bağımsız değişken olarak zaman yer almaktadır. Yani regresyon analizindeki $Y = \alpha + \beta X$ denklemindeki X bağımsız değişkeni zamanı temsil etmektedir (Kobu, 2014: 127).

Trend analiz yönteminde ilk önce geçmişte gerçekleşen satış ya da talep değerlerinin fonksiyonel biçiminin belirlenmesi amacıyla grafikte noktalar şeklinde yerleştirilir. Zamana bağılı gerçekleşmiş satış ya da talep değerlerinin noktalar halinde gösterildiği grafikte yapıyı en iyi temsil edebilecek doğrusal ya da eğrisel fonksiyonel biçim belirlendikten sonra aşağıda yer alan yöntemlerden biri kullanılarak tahmin denklemi oluşturulabilir (Yılmaz vd. 2011: 117-120, Taşdemir, 2012: 23-24):

- **Elle Çizim Yöntemi:** Tahmini yapılmak istenen talep verilerinin zamana bağılı olarak göstermiş olduğu uzun dönemli harekete göre grafik üzerinde gelecekte de devam ettirilmesi şeklinde gerçekleşen bir tahmin yöntemidir. Talep verilerinde yıllar itibariyle gerçekleşen dalgalanmalara da grafik üzerinde yer vererek çizilen trend doğrusundan ya da eğrisinden hareketle gelecek yıllar için eğri ya da doğrunun grafik üzerinde uzatılması şeklinde hesaplama kolaylığı olan ancak objektif olmayan bir tahmin yöntemidir.

- **Yarım Ortalama Yöntemi:** Zamana bağılı gerçekleşen ve grafik üzerinde gösterilen talep verileri iki gruba ayrılır. Ayrılan iki gruba ait serilerin aritmetik ortalama değerleri hesaplanır. Hesaplanan iki aritmetik ortalama değeri de içerdikleri yılların tam ortasına gelecek şekilde grafik üzerinde yerleştirilir. Elde edilen iki nokta birleştirilerek bir doğru oluşturulur. Böylelikle geleceğe ilişkin tahmin elde edilmeye çalışılır. Yarım ortalamalar yöntemi hesaplama kolaylığı açısından basit bir tekniktir. Ancak trendin doğrusal olmayan biçimlerinde yanıltıcı sonuçlar verir. Bunun nedeni hesaplanan iki aritmetik ortalama değerinden geçen bir trend doğrusunun gelecekte de devam edeceği varsayımından kaynaklanmaktadır.

- **En Küçük Kareler Yöntemi:** Trend analizi tahmin yöntemlerinin içinde en çok tercih edilen yöntemdir. Bu yöntemde aralarında ilişki bulunduğu varsayılan bağımlı ve bağımsız değişkenden hareketle tahmin yapılmaktadır. Oluşturulacak trend eğrileri arasında, talep verilerine ait noktaların kendisine uzaklıklarının karelerinin toplamını minimum yapacak doğru veya eğrinin araştırılması işlemidir. Zaman serisine ilişkin trendin hangi formül ile ifade edileceğine grafiğe bakıp göz ile karar vermek hem yanıltıcı hem de zor olabilmektedir.

1.7.2.2. Basit (Aritmetik) Ortalama Yöntemi

Basit aritmetik ortalama tahmin yöntemi, talebe ait geçmiş verilerin basit aritmetik ortalamasının hesaplanıp, bir sonraki dönem için tahmin değeri olarak kullanıldığı bir yöntemdir. Bu yöntemde geçmiş döneme ait tüm talep değerlerinin etkisinin eşit ağırlıkta olduğu varsayılmaktadır. Talep değerlerinin oluşturduğu serinin durağan olmaması durumunda yanıltıcı sonuçlar vermektedir. Bir sonraki dönemi tahmin etmek için aşağıdaki denklem kullanılır (Hanke ve Wichern, 2001: 111-112).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Y_i$$

$\hat{Y}_{t+1}$ = bir sonraki dönemin tahmin değeri

Y_i = i. döneme ait gözlem değeri

t= gözlem(dönem) sayısı

1.7.2.3. Basit Hareketli Ortalama Yöntemi

Basit hareketli ortalama yöntemi, yakın geçmişte gerçekleşen talep değerlerinin uzak geçmişte gerçekleşen talep değerlerinden daha çok gelecek tahmin değer üzerinde etkili olduğu fikrine dayanmaktadır. Bu yöntemde aritmetik ortalama tahmin yönteminde olduğu gibi tüm dönemler değil, araştırmacı tarafından belirlenen üçlü, dördü veya farklı periyotlarda seriye ait gruplamaların ortalama hesabı yapılarak tahmin eylemi gerçekleştirilmektedir. Seriye yeni talep değeri eklendikçe, eski değer çıkarılarak uzak geçmişe ait talep değerinin tahmin değeri üzerindeki etkisi yok edilmektedir. Böylece mevsimsel dalgalanma mevcut ise, etkisinin tahmin değerine yansıdığı görülmektedir (Hanke ve Wichern, 2001: 113). Matematiksel olarak basit bir

hareketli ortalama formülasyonu aşağıdaki gibi açıklanabilir (Heizer ve Render, 2017: 110).

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1}}{k}$$

$\hat{Y}_{t+1}$ = bir sonraki dönemin tahmin değeri

Y_t = bir önceki dönemin gerçek değeri

k = hareketli ortalamaya dahil edilen terim sayısı

1.7.2.4. Ağırlıklı Hareketli Ortalama Yöntemi

Geçmişte gerçekleşen değerler kullanılarak hesaplanan ağırlıklı hareketli ortalama yönteminde, geçmiş değer etkisinin birbirinden farklı ağırlıklarda olduğu düşüncesine dayanmaktadır. Belirlenen periyotlar baz alınarak zaman olarak en yakın olan talep verisine en fazla ağırlık ve en uzak olan talep verisine en düşük ağırlık katsayısı verilir. Talep verileri ile verilen ağırlıkların çarpımlarının toplamı, ağırlık toplamına bölünerek tahmin değeri elde edilmiş olmaktadır. Bu yöntem sayesinde talep verisine eklenen değerler oldukça, eski olan bilgilerin ağırlığı birden değil, yavaş yavaş ağırlık katsayısının azalması ile ortadan kalkacaktır (Makridakis, 2008: 99-102). Ağırlıklı hareketli ortalama yöntemi aşağıdaki matematiksel formüller yardımıyla hesaplanmaktadır:

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{w_n Y_t + w_{n-1} Y_{t-1} + \dots + w_1 Y_{t-n+1}}{w_n + w_{n-1} + \dots + w_1}$$

$\hat{Y}_{t+1}$ = bir sonraki dönemin tahmin değeri

w_n = n. döneme ait ağırlık katsayısı

1.7.2.5. Naive Tahmin Yöntemi

Bu yaklaşımda, geleceğe yönelik yapılacak öngöründe gelecekte önce gerçekleşmiş olan gözlem değerinin aynı şekilde devam edeceği varsayılmaktadır (Weron, 2007: 79). Naive yöntemi, tahmin yöntemlerinin içinde en basit olan yöntemidir. Bir zaman serisi değişkeninin son dönemine ait gözlem değerinin bir sonraki dönem tahmini olarak kullanıldığı bu yöntem aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Çuhadır, 2006: 75):

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t$$

$\hat{Y}_{t+1}$ = bir sonraki dönemin tahmin değeri

Y_t = bir önceki dönemin gerçek değeri

Dalgalanma özelliği göstermeyen zaman serilerinde kullanılabilir bir yöntemdir.

1.7.2.6. Basit Üssel Düzeltim Yöntemi

Geçmiş dönemin verilerine eşit ağırlık veren basit hareketli ortalamalar yöntemine benzetilmektedir. Üssel düzeltim yönteminin farklılığı geçmiş dönemlere ait verilerin ağırlık katsayı değerlerinin zamana dayalı değişkenlik göstererek güncellenmesindendir. Tahmine dair kullanılan verilere yenisi eklendikçe eskiyen verilere ait ağırlık katsayı değerleri belirli oranlarda azalmaktadır. Bu azalma oranı 0 ile 1 değer aralığında yer alan düzeltme katsayısı olarak tabir edilen katsayılarla temsil edilmektedir. Yakın geçmişin geleceğin tahmininde daha çok etkisi olduğu ve temsil gücünün daha fazla olduğu varsayımından hareketle yakın geçmiş değerlerine yüksek, uzak geçmiş değerlerine ise daha az oranlarda ağırlık katsayıları tayin edilmektedir (Çağlar, 2007: 39).

Üssel düzeltim, sık sık tahmin gerektiği durumların yanı sıra tahminlerin hızlı bir şekilde gerçekleştirilmesi gerektiğinde etkili olan ağırlıklı bir hareketli ortalama tekniğidir. Üretim ve stok yönetimi yalnızca bir sonraki dönemin değerinin tahmin edilmesi gerektiğinde veya bir sonraki dönemin talep tahmininde sıkça kullanılan kısa vadeli bir tahmin tekniğidir. Üssel düzeltim yöntemiyle tahmin yapmak istenildiğinde yalnızca üç girdi değeri gerektiğinden, bu tekniğin güncellenmesi kolaydır. Gerekli girdiler geçmiş gözlem değerleri, son dönem gözlem değeri ve düzeltme katsayısıdır (Nugus, 2005: 56). Yönteme ilişkin formül aşağıda verilmiştir (Üreten, 2004: 150):

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t$$

$$0 \leq \alpha \leq 1$$

$\hat{Y}_{t+1}$ = t+1 dönemi için talep tahmin değeri

Y_t = t dönemi için gerçek talep değeri

$\hat{Y}_t$ = t dönemi için tahmin edilen talep değeri

α = düzeltme katsayısı

Bu yöntem, α katsayısının kullanılması ile hareketli ortalamalar yönteminden farklılaşmaktadır. Düzeltme katsayısı olan α ile gerekli olan veri sayısı hareketli

ortalamalar yönteminde gereken veri sayısına göre bir miktar azalmaktadır. Dönemin tahmin değerini hesaplamak için, sadece bir önceki dönemin gerçek ve tahmin değerlerinin olması kâfi gelmektedir (Üreten, 2004: 150).

1.7.2.7. Regresyon Analizi

Talep tahmininden hareketle talep davranışının incelenmesi regresyon analizi adı verilen sebep-sonuç ilişkisine dayalı istatistiksel yöntemle mümkün olmaktadır. Bu analiz yardımıyla talep değişkeni başka değişken ya da değişkenlerin bir fonksiyonu olarak ortaya çıkmaktadır. Tahmini yapılmak istenen talep değişkeni ilgili fonksiyon yapısında bağımlı değişken, talep davranışını açıklayan, etkisi olduğu bilinen ve fonksiyonda yer verilen değişkenler de bağımsız değişken olarak isimlendirilmektedir. Bağımsız değişkenler ile talep değişkeninin tahmin edilmesini sağlayan fonksiyona regresyon tahmin modeli adı verilir.

Orta ve uzun vadeli talep tahminlerinde daha kullanışlı olan bu yöntem, zaman serisi tahmin modellerinin tahmin değerlerini belirlemede yetersiz kalması durumunda tercih edilen bir ilişki tahmin yöntemidir. Literatürde birçok regresyon analizi çeşidi çeşitli ayrımlarla yer almaktadır. Modelde yer alan bağımsız değişken sayısına göre basit ve çoklu regresyon analizi, fonksiyon yapısına göre doğrusal ve doğrusal olmayan regresyon analizi, veri kaynağına göre örnek, anakütle ve zaman serisi verileriyle regresyon analizi şeklinde ayrımlar söz konusudur (Orhunbilge'den aktaran, Taşdemir, 2008: 19). İlişkisel talep tahmin modeline konu olan değişkenler ile talep yapısı arasında fonksiyonel ilişki yapısı ve şekli belirlenmeye çalışılır. Çeşitli matematiksel bağıntılarla ifade edilen bu ilişki yapısı doğrusal, parabolik, kübik, hiperbolik veya geometrik bağıntılarla gösterilmektedir. Bağıntılar yardımıyla kurulan bu ilişkilendirme yöntemleri talep yapısını tam manasıyla açıklama gibi bir durum söz konusu değildir. İçerisinde barındıracağı hata payı ile sadece tahmini değerler üretmeyi sağlayan yapılardır (Şentarlı, 2013: 95).

Bağımlı değişken ve bağımsız değişken/değişkenler arasında kurulacak ilişki modeline ait fonksiyonel yapı aşağıdaki gibi farklı şekillerde olmaktadır (Yılmaz vd., 2011: 122):

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 \quad \text{Doğrusal bağıntı}$$

$$Y = \alpha + \beta_1 X + \beta_2 X^2 \quad \text{Parabolik bağıntı}$$

$$Y = \alpha + \beta_1 X + \beta_2 X^2 + \beta_3 X^3 \quad \text{Kübik bağıntı}$$

$$Y = 1 / (\alpha + \beta_1 X_1)$$

Hiperbolik bağıntı

$$Y = \alpha X^\beta$$

Geometrik bağıntı

1.7.2.8. Korelasyon Analizi

Korelasyon, iki veya daha fazla değişken arasında en yaygın olarak kullanılan ilişkilendirme ölçülerinden biridir. En basit haliyle, iki değişken arasındaki ilişkinin olup olmadığını gösteren istatistiksel bir yöntemdir. Korelasyon analizine göre bir değişkendeki artış ya da azalış diğer değişkenin artması, azalması veya değişmemesi ile sonuçlanmaktadır. Dolayısıyla, korelasyon değişkenler arasındaki ilişkinin varlığı veya yokluğunu, yani bir denklemdeki değişkenler arasında ilişkinin olup olmadığını araştırmak için kullanılmaktadır. Korelasyon katsayısı ilişki varlığını belirlemesinin yanında, ilişkinin yönünü de tanımlamaktadır. Korelasyon katsayısının, pozitif veya negatif olması korelasyonun yönünü ve korelasyon katsayısının büyüklüğü korelasyonun gücünü yani mevcut korelasyonun güçlü mü yoksa zayıf mı olduğunu göstermektedir. Korelasyon katsayısı -1 ile +1 arasında değişim göstermektedir. Eğer korelasyon katsayısı $r=0$ ise “sıfır korelasyon” olduğu yani değişkenler arasında korelasyon olmadığı anlamına gelmektedir (Singh, 2007: 145-147). Korelasyon katsayısına ait matematiksel formülü aşağıda verilmiştir:

$$r = \frac{\Sigma xy - \frac{(\Sigma x)(\Sigma y)}{n}}{\sqrt{(\Sigma x^2 - \frac{(\Sigma x)^2}{n}) * (\Sigma y^2 - \frac{(\Sigma y)^2}{n})}}$$

Tablo 1:Korelasyon Katsayısının Değer Aralıkları

Korelasyon Katsayısı Değerleri	Yorumu
0.90- 1.00	Çok yüksek korelasyon
0.70- 0.90	Yüksek korelasyon
0.40-0.70	Normal korelasyon
0.20-0.40	Düşük korelasyon
0.00-0.20	Çok düşük korelasyon

Kaynak: Tekin, 1996: 225.

1.7.2.9. Simülasyon Yöntemi

Simülasyon (benzetim) yöntemi gerçeği temsil etme yeteneğine sahip modellerden hareketle, çeşitli işlemler sonucu çıktılar üreten ve bu çıktılara bağlı olarak karar birimlerine karar verme sürecinde yardımcı olan bir sayısal yöntemler tekniğidir (Erimçağ,1986:132). Simülasyon gerçeğin temsil edilmesi durumudur. Gerçek olayların sözel, şekilsel veya sembolik olarak benzetimi şeklinde ifade edilebilir. İşletmeler simülasyonu karşılaştıkları problemleri çözümleyebilmek amacıyla bilgisayarlar sayesinde matematiksel modeller ifade ederek gerçek bir sistemin taklidinin yapılması şeklinde kullanılmaktadır. Bu teknik, teknolojinin gelişmesi ile özellikle de bilgisayarların daha ileri bir seviyeye erişmesi ile gelişme göstermiş ve günümüzde yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır (Tekin,1996:236-237). Simülasyon uygulamaları işletmecilik alanında genellikle talep tahmini, stok kontrolü, kapasite planlaması, tamir -bakım programları, süreç planlama ve kaynak ihtiyaç planlaması gibi karar verme ile ilgili faaliyetlerde kullanılmaktadır (Chase ve Aquilano,1989:388). İncelenen problemin doğasına göre kurulacak simülasyon modelleri deterministik ve rassal simülasyon modelleri olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır.

Deterministik simülasyon modellerinde yer alan değişkenler arasındaki ilişkiler tam olarak belirlendiği için herhangi bir belirsizlik söz konusu değildir. Dolayısıyla herhangi bir olasılık dağılım fonksiyonuna gerek duymadan problem çözülmektedir. Rassal simülasyon modellerinde ise belirsizlikten kaynaklı olasılık dağılım fonksiyonları yardımıyla çıktılar elde edilmektedir. Bu rassal simülasyon modellerinde genellikle Monte Carlo Simülasyon tekniği kullanılmaktadır. Modelde yer alan değişkenlere ait olasılık dağılımları bilinen normal, poisson veya üstel dağılım gibi olasılık dağılım fonksiyon yapılarından herhangi birine uymadığında benzetim prosedürü uygulanarak problem çözülmektedir. Bu sayede değişkenin dağılımını herhangi bir dağılıma uydurmaya çalışmaktan ziyade değişkenin doğasına uygun gerçek dağılımı esas alınmaktadır (Wild,1984:639). Monte-Carlo simülasyon tekniği, rassal sayılarla çeşitli denemeler yaparak çıktılar üretmeyi hedefleyen bir deneysel süreçtir. Metropolis algoritması olarak da bilinen bu teknikte, kesin çözüm üretmenin zor ya da imkansız olduğu problemlerde deterministik modeller yerine içerisinde belirsizlik barındıran ve olasılık dağılımları yardımıyla tahmini çözümlerin elde

edilmesini amaçlar. Zaman faktörünün önem arz etmediği statik modellemeler için daha uygun sonuçlar üretmektedir (Law ve Kelton,2000:113).

1.7.3. Yapay Zekaya Dayalı Çözümler

Günümüz dünyasının hemen hemen her alanında yaşamın vazgeçilmez bir parçası haline gelen bilgisayarların gelişim sürecine bakılacak olursa geline son noktada olaylar ve durumlar arasındaki ilişki yapısını öğrenebilme ve karar verebilme gibi beşeri nitelikler kazandırılmış sistemler olduğu görülmektedir. Bu kazanım “Yapay Zeka” olarak adlandırılan çalışmaların neticesinde gerçekleşmiştir. Yapay zeka ifadesi ilk olarak John McCarthy tarafından 1956 senesinde Dartmouth Konferansı’nda kullanılmış ve akabinde yıllar itibarıyla yapılan yapay zeka çalışmaları sayesinde bilgisayarlara kazandırılan beşeri nitelikler, karar verme süreçlerinde kullanıcısı olan ilgili birimlere destek sağlamıştır (Öztemel,2012:13-15).

Yapay zeka insana özgü algılama, düşünme, anımsama, çıkarım yapma, mukayese edebilme, karar verme ve deneyimleme gibi beynin temel fonksiyonlarının, bilgisayar sistemlerine kazandırılmasıyla ortaya çıkan bir bilim dalıdır (Nabiyev, 2012). Yapay zeka çalışmalarının entegre edildiği ve “Zeki Sistemler “olarak tabir edilen bu sistemlerin ayırt edici özelliği, bilgiler yardımıyla olayları öğrenip akabinde tıpkı bir insan gibi karar verebilme yetilerinin olmasıdır. Zeki sistemlerin gündelik hayatta kullanımına imkan sağlayan gelişmeler donanım ve yazılım teknolojilerinin gelişimine bağlı olarak gerçekleşmiştir. Bu noktada hızlı çalışabilen, bilgi depolama ve işleme kapasitesi yüksek muhakeme gücüne sahip sistemler söz konusu olmaktadır. Böylelikle problem çözümüne yönelik süreçte zeki sistemler, insanın problem çözme sürecine benzer şekilde algoritmalar yardımıyla taklit edilmektedir (Öztemel, 2012: 13-14). Günümüzde yaygın olarak birçok farklı alanda kullanılan yapay zeka teknolojileri mevcuttur. Tez kapsamında işletme karar verme süreçlerinde matematiksel olarak çözülemeyen kompleks yapıdaki tahmin problemlerine çözüm sağlayan ve sıklıkla tercih edilen bu teknolojiye ait tekniklerden yapay sinir ağları, bulanık zaman serisi ve sinirsel bulanık mantık yaklaşımlarına yer verilmiştir.

1.8. EN UYGUN TAHMİN YÖNTEMİNİN SEÇİLMESİNDE DUYARLILIK ANALİZLERİ

Bir tahmin yönteminin duyarlılığı, tahmini değerler ile gerçek değerler arasındaki farklar hesaplanarak ölçülmektedir. Bu bağlamda tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere yakın olması istenir (Yılmaz vd., 2011: 123). Tahmin amacına göre birçok farklı tahmin yöntemi kullanılması mümkündür. Tahminin zaman aralığına, verilerin bulunmasına ya da sektöre göre tahmin yöntemleri değişiklik göstermektedir. Ancak her sektör için özelleştirilmiş bir tahmin yöntemi yoktur. Yine de hangi yöntemin kullanılacağı hususunda bize yol gösterecek belirli faktörler bulunmaktadır. Tahmin yönteminin seçimini etkileyen bu faktörler aşağıdaki gibi sıralanmaktadır (Tanyaş ve Baskak 2008'den aktaran, Taşdemir, 2012: 54-55):

- Geçmişe ait verilere erişebilme: Geçmişe ait sayısal bilgilere erişmek mümkün ise zaman serisi analizleri veya regresyon uygulamalarının tahmin yöntemi olarak tercih edilme olasılığı yüksektir. Geçmişe ait verilere erişim gibi bir durum söz konusu değilse pazar araştırmaları, delphi yöntemi veya benzetim uygulamaları gibi yapısal-niteliksel tahmin yöntemleri tercih edilmektedir.
- Gelecek tahmininde arzu edilen hassasiyet seviyesi: Araştırma probleminin tolere edilebilir hata seviyesine göre fazla hassas tahminler yapma ihtiyacı varsa, kişisel yargı barındıran niteliksel tahmin yöntemlerinden ziyade niceliksel tahmin yöntemleri tercih edilmektedir. Kişisel kararlar barındıran yargısal yani niteliksel tahmin yöntemleri, inisiyatif kullanılması gibi dezavantaj yaratacak durumlara karşı büyük hatalar ve bağlı olarak önemli derecede maliyet unsuru oluşumuna neden olacaktır. Bu yüzden nicel teknikler, geçmişe ait verilere erişimin de mümkün olmasına bağlı olarak bu gibi durumlarda daha çok tercih edilmektedir.
- Tahmin yapma faaliyetinin maliyeti: Gelecek tahmininde arzu edilen hassasiyet seviyesine bağlı olarak tahmin yapma faaliyetinin maliyeti değişkenlik göstermektedir. Tahmin yönteminin hassasiyet seviyesi ile hassasiyet seviyesine bağlı oluşacak olan hata maliyeti arasında ters yönlü bir ilişki söz konusudur. Hassasiyet seviyesi arttıkça hata yapma olasılığı azalacağından, hatadan kaynaklanabilecek ve maliyet unsuru oluşturabilecek olumsuz durumların meydana gelme olasılığı daha da azalmış olacaktır. Ancak arzu edilen hassasiyet arttıkça uygulanan yöntemin maliyeti de artmaktadır. Neden-sonuç ilişkilerinin araştırıldığı yapısal modellerin maliyeti

yüksek olmasına karşın, bu tür modeller yüksek bir doğruluk derecesine sahip olduğu için hata maliyeti düşüktür. Ek olarak geçmişe ait verilerin mevcut ve erişilebilir olması durumunda zaman serisi analizlerinin; yeterli bilgi olmaması veya erişim olmaması durumunda da pazar araştırmaları yönteminin en ekonomik tahmin yöntemleri olarak kullanıldığı söylenebilir.

- Tahmini yapılacak dönemin kapsadığı zaman aralığının uzunluğu: Tahmin faaliyeti sonucu elde edilecek tahmin değerinin kapsayacağı zaman aralığının uzunluğu, seçilecek tahmin yönteminde etkili bir faktördür. Genellikle uzun dönem zaman aralığını kapsayacak tahminler için regresyon tahmin yöntemi, orta dönem zaman aralığını kapsayacak tahminler için pazar araştırmaları ve regresyon modelleri ve kısa dönem zaman aralığını kapsayacak tahminler için de hareketli ortalamalar yöntemlerinin daha iyi sonuçlar vermesi sebebiyle daha çok tercih edildiği söylenebilir.

- Tahmin faaliyetini gerçekleştirmek için ayrılacak zamanın uzunluğu: Tahmin faaliyetini gerçekleştirmek için gereken ve ayrılacak zamanın uzunluğu seçilecek tahmin yöntemini etkilemektedir. Örneğin zaman kısıtı olmaması durumunda piyasaya sürülecek yeni bir ürünün üretim planlaması için en uygun tahmin yöntemi pazar araştırmasıdır. Diğer birçok yöntemle göre geniş bir zaman aralığına sahip bu yöntem, işletmenin mikro ve makro çevresini derinlemesine araştırıp müşteri ihtiyaç ve talep yapısını daha iyi analiz etmesi sebebiyle tercih edilmektedir.

- Tahmini yapılacak ürün talebine etki eden faktörlerin yapısı: Tahmini yapılması istenen ürünün talebine etki eden faktörlerin kompleks yapıda olması, seçilecek tahmin yönteminde etkilidir. Örneğin talep yapısının zaman içinde düzgün bir şekilde değişim göstermesi, tahmin yöntemi olarak regresyon modellerinin kullanımını mümkün hale getirmektedir.

1.9. TAHMİN HATASININ ÖLÇÜMÜ

Araştırma problemine yönelik yapılan tahminlerin problemin doğasını yansıtabilme ve gerçeğe yakın sonuçlar elde edebilme gücü açısından önem arz etmektedir. Gerek mikro ölçekte gerek makro ölçekte teoriye dayalı yapılan öngörü sonucu elde edilen değerler ile gerçekleşen değerler birbirinden farklı olmaktadır. Bu

nedenden dolayı hata olarak isimlendirilen bu farkın olabildiğince az olması istenen durumdur. Geleceğin içerisinde barındırdığı belirsizlik nedeniyle gelecek değerlerini %100 hatasız bir şekilde tahmin etmek imkansıza çok yakındır (Top ve Yılmaz, 2009: 248). Öngörü hataları olarak da adlandırılan talep tahmin hataları, çeşitli talep tahmin yöntemleri arasından seçim yaparken ve kullanılan talep tahmin yöntemlerinin başarı ya da başarısızlığını ortaya koymak amacıyla performanslarını ölçerken, talep tahmin karar sürecinde kriter olarak kullanılmaktadır (Stevenson, 2009: 75). Literatürde tahmin hatasının ölçümüne yönelik kullanılan birçok farklı ölçüt yer almaktadır. Ancak genel olarak kullanılan ölçütler ortalama mutlak sapma, ortalama hata, ortalama yüzde hata, ortalama mutlak yüzde hata, ortalama hata kare, ortalama hata karesinin kökü, ortalama yüzde hata karesinin kökü, Theil eşitsizlik katsayısı istatistikleri olarak sıralanabilir.

1.10.1. Ortalama Sapma

Ortalama sapma (OS) ölçütü talep tahmin değeri ile gerçek talep değerleri arasındaki fark sonucu oluşan hatalar toplamının, dönem sayısına bölümü ile elde edilmektedir. OS ölçütü ortalama hata miktarını verirken, OS ölçütü farklı olarak hataların mutlak değerinin alınmaması nedeniyle hatalara ait pozitif ve negatif değerler doğrultusunda sapmanın yönü hakkında bilgi vermektedir (Yılmaz vd.,2011:124).

$$OS = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n}$$

e_i =tahmin değeri ile gerçek değer arasındaki fark(hata)

n =gözlem sayısı

1.10.2. Ortalama Mutlak Hata

Ortalama mutlak hata (OMH) ölçütü, tahmin hatalarının değerlendirilmesinde sıklıkla kullanılan ölçütlerden biridir. Hata olarak adlandırılan tahmin değerleri ile gerçek değerler arasındaki farkların mutlak değer toplamının gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilmektedir. OMH ölçütü iki değer arasındaki farktan kaynaklanan hatanın işaretini dikkate almamaktadır. OMH ölçütünün matematiksel formülü aşağıda verilmiştir (Luxhslj vd., 1995: 187):

$$OMH = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n}$$

e_i =tahmin değeri ile gerçek değer arasındaki fark(hata)

n =gözlem sayısı

1.10.3. Ortalama Yüzde Hata

Ortalama yüzde hata (OYH) ölçütü, tahmin hatalarının yönünün eğilimi konusunda fikir sahibi olunması gerektiğinde tercih edilen bir ölçüttür. Gerçek talep değeri ile talep tahmin değeri arasındaki farkın, gerçek talep değeri içindeki yüzdesinin hesaplanması ile elde edilir. OYH değerinin sıfıra yakın çıkması tahmin değerlerinin herhangi bir yöne eğilimi olmadığını gösterir. Hesaplamaya ilişkin matematiksel gösterim aşağıda yer almaktadır (Hanke ve Wichern,2014:37):

$$OYH = \frac{1}{n} \left(\sum_{t=1}^n \frac{e_t}{G_t} \right)$$

e_t = Gerçek talep değeri ile tahmin talep değeri arasındaki fark

G_t =Talep tahmin değeri

n =gözlem sayısı

1.10.4. Ortalama Mutlak Yüzde Hata

Ortalama mutlak yüzde hata (OMYH) ölçütü, gerçek talep verilerinin yüzdesi olarak mutlak hatayı ölçen bir ölçüttür. Bu yöntem farklı talep tahmin tekniklerinin veya farklı parametrelerle geliştirilen öngörü modellerinin yapısını mukayese etmek için sıklıkla tercih yöntemlerden biridir (Şentarlı,2013:83). Özellikle birim değerleri, gözlem ve zaman periyotları farklılık gösteren talep tahmin modellerinin performans kıyaslamasında, yüzdesel hesaplama nedeniyle, farklılıkların sağlıklı kıyaslanmasına imkan vermektedir. Ayrıca talep verilerinin nicelik olarak binler, on binler gibi büyük sayılarla gösterildiği durumlarda diğer ölçütlere (OMS, OKH vs.) göre hata performansını daha iyi ortaya koyması nedeniyle de sıklıkla kullanılmaktadır (Heizer ve Render,2017:116). Hesaplama sonucu elde OMYH değerleri, modelinin daha küçük hata yüzdesine sahip olması anlamına gelmektedir. Dolayısıyla düşük değerleri üreten model diğer modele göre daha iyi model kabul edilir ve tercih edilir (Luxhslj

vd.,1995:187). OMYH ölçütünün matematiksel formülasyonu aşağıdaki gibidir (Krajewski vd.,2010:478)

$$OMYH = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{T_i}}{n} * 100$$

e_i = i. döneme ait gerçek talep değeri ile tahmini talep değeri arasındaki fark

T_i = i. döneme ait gerçek talep değeri

n = dönem sayısı

1.10.5. Ortalama Karesel Hata

Ortalama karesel hata (OKH) ölçütü, gerçek talep değerlerinin, tahmini talep değerlerinden farkının karesinin alınması ve sonrasında gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilen bir istatistiksel ölçüttür. Gerçek talep değerleri ile tahmini talep değerleri arasındaki fark sonucu oluşan hata değerleri arasında çok büyük farklılıklar yoksa, bu ölçütün değerlendirme için kullanılması uygun olmaktadır. Ancak hata değerleri arasında ortalama hata değerine göre sapan hata gözlem değeri varsa, formülasyon gereği hatanın karesi alınması durumunda abartılı sonuçlar elde edileceği için bu ölçüt kullanıma uygun olmayabilir (Hyndman ve Koehler,2006:679). OKH ölçütüne ait matematiksel formülasyon aşağıdaki gibi aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır (Nahmias,2013:61):

$$OKH = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}$$

e_i = i. döneme ait gerçek talep değeri ile tahmini talep değeri arasındaki fark

n = dönem sayısı

1.10.6. Ortalama Karesel Hatanın Karekökü

Ortalama karesel hatanın karekökü (OKHK) ölçütü, gerçek talep değerlerinin, tahmini talep değerlerinden farkının karesinin gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilen ortalama karesel hata değerinin karekökünün alındığı, hatanın büyüklüğünü ölçen bir istatistiksel ölçüttür. OKH yöntemine göre daha kolay yorumlanabilen bu ölçüt, yapılan işlemler sonucu elde edilen sonucun duyarlılığı sıfıra yakınlığı ile değerlendirilmektedir. Sıfıra ne kadar yakın ise tahmin o derece duyarlı olmaktadır

(Saatçioğlu ve Özçakar, 2016:22). OKHK yönteminin matematiksel formülü aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır (Hyndman&Koehler,2006:682):

$$OKHK = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}}$$

e_i = i. döneme ait gerçek talep değeri ile tahmini talep değeri arasındaki fark

n = dönem sayısı



İKİNCİ BÖLÜM

YAPAY ZEKA TABANLI TALEP TAHMİN YÖNTEMLERİ

2.1. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağı (YSA), tıpkı insan beyninin öğrenme sürecini taklit ederek, elde bulunan veriler yardımıyla yeni bilgiler üretebilen bilgisayar sistemleridir. Geleneksel yöntemlerin gerçekleştiremediği zor veya imkânsız problemleri çözebilen bu yöntem, elde bulunan verilerde bütün olarak paralel hesaplamalar yapabilen, yoğun şekilde birbirine bağlı uyarlamalı basit işlem elemanlarından (yapay nöronlar veya düğümler adı verilen) oluşan yapılar olarak tanımlanabilir (Öztemel, 2012: 29; Basheer ve Hajmeer, 2000: 3). Bu nedenle YSA, kompleks yapıya sahip gerçek dünya problemlerini modellemek amacıyla kullanılan, birçok farklı disiplinde kabul gören yapay zeka tekniklerinden biridir.

YSA, gerçek beyin fonksiyonlarının işleyişine dayanarak, girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkileri, doğrusal ya da doğrusal olmayan ve karmaşık yapıdaki problemleri çözen yapay zekâ sistemi yöntemidir. Bir canlının öğrenme sürecine benzer şekilde, sisteme tanıtılan örnek verilerden hareketle deneyim kazanarak kendi tecrübesini oluşturup daha sonra sisteme tanıtılan benzer konuya ait başka örnek veriler için benzer kararlar vermeye çalışır. Bu üstün özelliği nedeni ile öğrenme, ilişkilendirme, sınıflama, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda başarılı sonuçlar elde edildiği için sıklıkla tercih edilmektedir.

Günümüzde YSA'ya ilişkin literatür incelendiğinde pek çok tanımın bulunduğu görülmektedir. Araştırmacılar tarafından ileri sürülen tanımlamaların çoğunda sinir ağlarının hiyerarşik ve birbirine paralel bir yapıya sahip olduğu ve bu yapıda çalışan yapay hücrelerden meydana geldiği belirtilmektedir. Bilginin türetilmesi amacıyla ilk adım olarak sinir ağlarının öğrenme sürecinin gerçekleşmesi gerektiğinden her aşamada elde edilen bilginin saklandığı dağınık bir hafıza yapısına sahip olduğu, yapılan tanımlamalarda ortak olarak değinilen diğer bir özellik olarak karşımıza çıkmaktadır. Kısaca YSA, sinir ağlarına tanıtılan örnek verilerden hareketle öğrenme sürecini gerçekleştirip, girdi değerlerine karşılık çıktı değerleri üretebilmektedir (Öztemel,2012: 29-30).

Öztemel (2012), YSA'ya ilişkin özellikleri aşağıdaki gibi belirtmiştir:

- YSA, makine öğrenmesi yapar. Esas amaç, bilgisayarın öğrenmesi ve benzer olaylar karşısında doğru kararlar verebilmesidir.
- Bilgi işleme yöntemleri (programları), yöntemi bilinen programlama yöntemlerinden farklıdır. Yapay zeka ve geleneksel yöntemlerden apayrı çalışma stiline sahiptir.
- Bilginin muhafaza edilmesi diğer yöntemlerde olduğu gibi veri tabanı içinde değil, ağı üzerinde saklanmaktadır.
- Ağı öğrenmesi ancak örnekler ile mümkündür. Örnekler gerçekleşmiş olaylardır. Eğer örnek yok ise ağı eğitilerek öğrenilmesi imkansızdır. Ağ sadece örnekleri kullanarak gerçek olaylar ile ilgili genelleme yapabilecek hale gelebilir. Bununla beraber yüksek başarıya sahip olabilmek için ilgilenilen olayın tüm yönlerinin ağı gösterilmesi gerekmektedir.
- YSA eğitimleri tamamlandıktan sonra test edilmeli ve test sonucuna göre kullanılıp kullanılmayacağına karar verilmelidir. Araştırma problemi ile alakalı kullanılacak verilerin bir kısmı ağı eğitimi bir kısmı da test sürecinin gerçekleşmesi için kullanılmaktadır. Eğitim aşaması, ağı tanıtılan örneklerle karşı minimum hata oranını sağlayacağı şekilde gerçeğe yakın sonuç değerleri üretmekle tamamlanmaktadır. Test aşaması ise sisteme daha önce tanıtılmayan örnek verilerin gösterilip, sistemin performansının ölçüldüğü aşamadır. Kabul edilebilir hata seviyesinde performans sergiliyorsa, yapay sinir ağı modelinin kullanıma uygun olduğu söylenebilir. Ağı performansı araştırmacı tarafından tatmin edici seviyede olmadığı şeklinde düşünülmektedirse, yeni örnekler ile sinir ağı tekrardan eğitim sürecine tabi tutulmaktadır.
- Geleneksel yöntemlerin aksine eğitimi tamamlanan ağı, eksik bilgi ile çalışabilir. Bilginin eksik olmasına bağlı olarak, ağı performansında her zaman düşüş yaşanmaz. Düşüşün ne zaman olacağı, ağı eksik olan bilgiye verdiği öneme bağlıdır.
- Eksik bilgi ile çalışabilme özelliği, ağı hata toleransına sahip olma kazanımı vermiştir. Bazı durumlarda sinir ağı hücreleri bozulabilir veya çalışamaz duruma gelebilir. Böyle durumlarda performansta düşmeler olsa bile ağı çalışmaya devam eder. Bunun yanı sıra bozulma denilen olgu dereceli bir şekilde gerçekleşmektedir. Problem ortaya çıktığında ağı işleyişinde bozulmalar yavaş yavaş olacağı için, direkt olarak sistemin durması söz konusu olmamaktadır.

- YSA'nın en önemli özelliklerinden biri sadece sayılar ile yani nümerik veriler ile çalışabilmesidir. Sembolik ya da kelime olarak ağa bilgiler verilemez. Öncelikle bu tür bilgilerin sayısallaştırılması gerekmektedir.
- Bilgi, ağın her hücresinde dağıtık bir biçimde olduğu için ağın bilgileri tam olarak açıklanamamaktadır.

2.1.1. Yapay Sinir Ağları İle Tahmin

Tahmin konusu, kullanıcıları için yıllardır araştırılan bir konu olmuştur. Doğrusal olan yapıların tahmini için geliştirilen ve klasik olarak adlandırılan yöntemler hem uygulama hem de yorumlamada kolaylık sağlamaktadır. Ancak günlük dünya problemleri için doğrusal yapıya sahip olmayan serilerin tahmin modelinin kurulmasında klasik yöntemler yeterli olmamaktadır (Abbas, 2005: 114). Gerçek dünya problemlerinin doğasında var olan ortak özellik, zaman içerisinde doğrusal olmayan bir yapıda şekillenmeleridir (Chatfield, 1993:1-3). Bu şekillenme itibarıyla karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesi ve istenilen tatmin edici performans seviyelerinde tahmin sonuçları elde edebilmek amacıyla kullanılan yapay zeka tekniklerinden biri olan YSA, son zamanlarda oldukça tercih edilen yöntemlerin başında gelmektedir (Abbas, 2005: 118).

YSA ile tahmin eylemi gerçekleştirirken, klasik tahmin yöntemlerinde sağlanması gereken varsayımlar gibi sınırlayıcı bir durum söz konusu değildir. Eksik verilerle çalışabilme, normal dağılıma sahip olmayan verilerin analizini gerçekleştirebilme gibi esnek özelliklere sahip olan bu yöntem oldukça başarılı sonuçlar vermektedir (Maind ve Wankar, 2014: 100).

2.1.2. Yapay Sinir Ağlarının Tarihsel Gelişimi

İnsan beyninin çalışma mekanizması, geçmişten günümüze kadar merak konusu olmuştur. Teknolojinin gelişim süreçleri özellikle bu merak neticesinde şekillenmiştir. YSA'nın ortaya çıkış ve gelişim evreleri de aynı şekilde bu merak ve nörobiyolojinin gelişimine bağlı olarak şekillenmiş, bu günlere gelmiş ve ilerlemeye devam etmektedir. Araştırmacılar YSA'nın gelişiminin 1970 öncesi ve 1970 sonrası olarak iki bölümde incelenmesi gerektiğini belirtmiştir (Öztemel, 2012:37).

- *1970 Öncesi Dönem:* 1940'tan önceki yıllarda yapay sinir ağları üzerinde çalışmalar başlamıştır. Ancak bu çalışmaların mühendislik değeri açısından değerlendirildiğinde, paralel olduğuna dair bir çıkarım yapmak mümkün olmamaktadır. 1940'lı yıllardan sonra ise Hebb, McCulloch ve Pitts gibi araştırmacılar yapay sinir ağlarını mühendislik değerlerine ulaştıracak ilk adımları yapay sinir hücresi oluşturarak atmışlardır. Oluşturulan sinir hücresinin mantığa dayalı ifadelerin matematik karşılığını formüle edebilme yeteneğinin mümkün olması, tıpkı insan sinir sisteminde paralel yapıda çalışan hücreler gibi yapay sinir hücrelerin de aynı şekilde çalışabileceği düşüncesi ortaya atılarak çeşitli öğrenme kuralları geliştirilmeye başlandı. Öğrenme kuralının gelişimine yönelik ilk adım 1949 yılında Hebb tarafından "Hebbian öğrenme kuralı" olarak sinir ağının değerlerini değiştirebilme gücüne sahip ve birçok öğrenme kuralının temelini oluşturan kural olarak ortaya atılmıştır. 1951 yılında üretilen ilk nöro bilgisayar 1960'lı yıllarda oluşacak gelişmelerin ilk basamaklarını oluşturmuştur. 1958 yılında Rosenblatt ve 1961 yılında Caianiello tarafından algılayıcı modeller geliştirildi. Widrow ve Hoff tarafından uyarlanabilir doğrusal nöron olarak ifade edilen ve gerçek mühendislik uygulamaları için önemli bir model olan ADALINE modeli ortaya atıldı. Rosenblatt tarafından ortaya atılan algılayıcı model ile çok benzer olan ADALINE daha ileri bir öğrenme algoritmasına sahiptir. Daha sonra geliştirilen MADALINE modeli de ilerleyen zamanlarda bu alanda yapılan çalışmalara yararlı bir zemin oluşturmuştur.

YSA'nın bu gelişim süreci 1960'ların sonlarında duraklama dönemi olarak tabir edilen sürece girmiştir. Duraklama sürecine girme nedeni yapay zeka alanında önemli iki isim olan Minsky ve Papert'in "Perceptrons" isimli kitaplarında yer verdikleri doğrusal olmayan problemlerin modellenmesine yönelik YSA'nın çözüm sağlamadığı iddiası (Doğrusal Ayrılabilirlik ve XOR Problemi) olmuştur. Kitapta bahsedilen yapay sinir ağlarının doğrusal olmayan problemleri çözemeyeceği iddiası YSA'ya olan güveni azaltmıştır. Bir süre YSA'nın duraklama dönemi devam etmiş, sonrasında yeni gelişmeler gündeme gelmiştir (Öztemel, 2012:37-39).

- *1970 Sonrası Dönem:* Duraklama dönemine giren YSA, sarsılan güvene rağmen birçok mühendis ve nörobilimci tarafından eş zamanlı olarak yapılan çalışmalar ile gelişime yön vermeye yönelik sağlam adımlarla ilerlemiştir. Bu adımlardan önemli olanı ve ileride oluşturulacak olan öğretmensiz öğrenme kuralına zemin hazırlayan, "Çağrışimli Bellek" konularında araştırma yapan nöropsikolojist bilim insanı Anderson ve elektrik mühendisliği alanında bilim insanı olan Kohonen'in

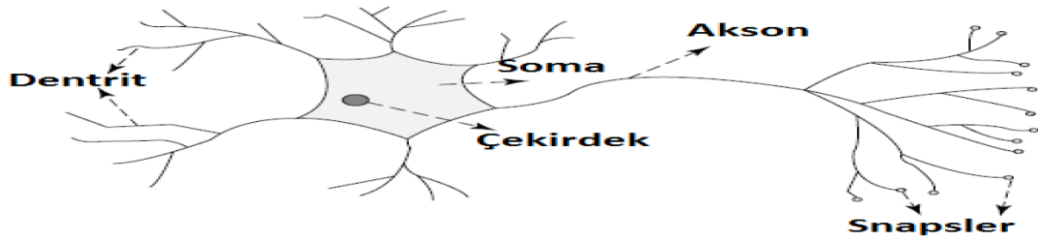
benzer çalışmaları olmuştur.1976'lı yıllarda mühendislik problemlerinde psikolojik mantıksallığı sürece dahil ettiği çalışmalarıyla bilinen Stephen Grosberg ile Gail Corpenner , bulundukları zaman içerisinde geliştirdikleri en kompleks yapıdaki sinir ağı olan ve danışmansız veya diğer bir deyişle öğretmensiz öğrenme konusunda geliştirdikleri Adaptif Rezonans Teorisi (ART) olmuştur. YSA gelişim tarihinde duraklama dönemini bitiren ve yükseliş dönemine geçiren atılım 1980'li yılların sonunda David E. Rumelhart ve James MacCelland'ın “ Paralel Dağıtımli İşleme” konusunda yaptıkları çalışma ile iddia edilen “XOR” problemine çözüm yöntemi getirerek Minsky ve Pappert'in tezi çürütülmüştür. İlgili problemin çözümünde yetersiz kalan tek katmanlı algılayıcı yerine çok katmanlı algılayıcı yapısı geliştirilerek YSA'ya olan güven tekrar başlamış ve bu alanda çalışmalar ve destekler eskisine göre daha fazla olmuştur. 1987 yılından sonraki araştırmalar da günümüz yapay sinir ağlarına uzanan bir yol oluşturmuştur. Günümüzde YSA ise artık teoriden çok uygulama alanlarına yönelmiş ve günlük hayatta birçok farklı alanda ve konuda kullanılabilir hale gelmiştir (Öztemel, 2012:39-40).

2.1.3. Biyolojik Sinir Ağı Hücresi ve Yapısı

Biyolojik sinir ağı, duyu organları ile iç ve dış çevreden gelen uyarıların alıcı sinirler vasıtasıyla merkezi siniri ağı olan beyinde işlendiği, ilgili bilgilerin vücudun farklı noktalarına tepki sinirleri aracılığıyla iletiminin sağlandığı ve sonucunda tepkinin olduğu bir sistemdir. İnsan beyninin çalışmasını sağlayan bu biyolojik sinir ağları, beş duyu organımız vasıtasıyla gelen bilgiler doğrultusunda algılama ve öğrenme mekanizmasıyla olayları ve çevreyi anlamamızı sağlayarak çeşitli tepkiler vermemizi veya davranışlar sergilememizi sağlamaktadır.

Biyolojik sinir sisteminde milyarlarca olduğu ifade edilen nöron veya diğer bir deyişle sinir hücresi, sistem içerisinde bilgi aktarımını sağlayan temel birim elemanıdır. Temel bir biyolojik sinir hücresine ait yapı Şekil 2'de gösterildiği gibi dentrit, soma, akson ve sinaps olmak üzere dört temel bileşenden meydana gelmektedir.

Şekil 2: Biyolojik Bir Sinir Hücresi Yapısı ve Bileşenleri

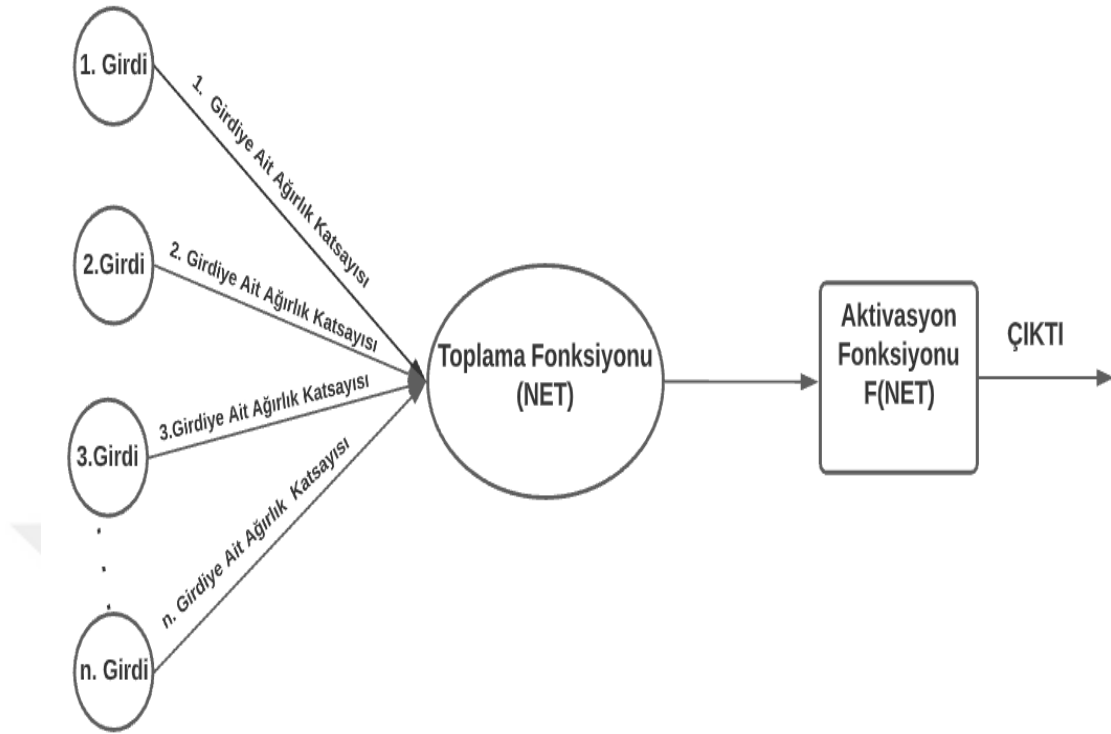


Bir nöron, elektriksel ve kimyasal değişim bilgilerinin işlenerek başka bir nörona aktarılmasını sağlayan biyolojik hücrelerdir. Yapısında bulunan snaps bileşeni nöronlar arasında bulunan elektrik sinyallerinin aktarımının sağlandığı bağlantılardır. Bir nörondan başka bir nörona snaps vasıtasıyla aktarılan elektrik sinyalleri, ilgili sinir hücresinin soma adı verilen ve içerisinde çekirdeğin bulunduğu bileşende işleme tabi tutularak kendi sinir hücresine ait elektrik sinyali üretmektedir. İşleme tabi tutularak üretilen bu elektrik sinyalleri akson olarak adlandırılan bileşen aracılığıyla diğer bir bileşen olan dentrite aktarılır. İlgili nörona ait çıktı elektrik sinyalleri sinaps bileşeni ile diğer bir nörona girdi elektrik sinyali olarak kullanılmak üzere aktarım gerçekleştirilerek, tekrardan aynı adımlarla bilgi alma, işleme ve aktarma süreci devam etmektedir (Öztemel, 2012: 47)

2.1.5. Yapay Sinir Ağı Hücresi ve Yapısı

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarının bilgi işleme mekanizmasından esinlenilerek bilgisayar sistemlerine aktarılan yapılardır. YSA sinir hücresine ait temel yapı Şekil 3'te gösterildiği gibi girdi, ağırlık, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olmak üzere beş temel bileşenden meydana gelmektedir.

Şekil 3: Yapay Sinir Ağı Hücresi ve Yapısı



- **Girdiler:** Yapay sinir ağına dış dünyadan gelen bilgilerdir. Araştırmacı tarafından belirlenen bu bilgiler ağın öğrenmesini sağlayacak olan örneklerle karşılık gelmektedir. Girdiler her zaman dış dünyadan gelmez. Bazen başka hücrelerden veya kendi kendisinden de ağı girdi olarak gelen bilgiler olmakta ve sinir ağı içerisinde benzer işlemlere tabi tutulmaktadır (Öztemel, 2012: 49).

- **Ağırlıklar:** Biyolojik sinir hücresi yapısında sinaps bileşeni aracılığıyla aktarımı yapılacak olan sinyalin gücüdür. YSA yapısında bu güç ilgili girdi değişkeninden gelen bilginin sinir hücresi üzerindeki etkisi ve önemini belirleyen katsayılara karşılık gelmektedir. Bu katsayılara ait işaret, etkinin önemi ile ilgili değil, etkinin yönü ile ilgilidir. Katsayı olarak ağırlığın büyük veya küçük olması hücre üzerindeki önemini belirlemektedir (Anderson ve McNeill, 1992:22; Elmas, 2010: 31).

- **Toplama Fonksiyonu:** Toplama veya birleştirme fonksiyonu olarak isimlendirilen bu yapıda, girdiler ile ağırlıklarına bağlı olarak sinir hücresine gelen net girdi hesaplanmaktadır. Genellikle girdiler ile ağırlıklarının çarpımlarının toplamı sıklıkla tercih edilen net girdi hesaplama yöntemidir. Bu yöntem dışında toplama fonksiyonu olarak kullanılan başka yaklaşımlar da vardır. Hangi yaklaşımın en iyi sonucu vereceği şeklinde bir kural olmaması, araştırma problemine yönelik çözüm süreçlerinde deneme yanılma yöntemiyle belirlenmesine neden olmaktadır.

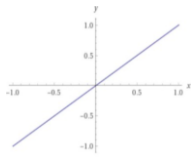
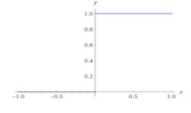
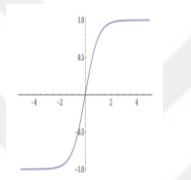
Literatürde yer alan diğer toplama fonksiyon formülasyonları Tablo 2’de yer almaktadır.

Tablo 2: Örnek Toplama Fonksiyonları

Toplam $Net = \sum_{i=1}^N X_i * W_i$	Ağırlık değerleri girdiler ile çarpılır ve bulunan değerler birbirleriyle toplanarak Net girdi hesaplanır.
Çarpım $Net = \prod_{i=1}^N X_i * W_i$	Ağırlık değerleri girdiler ile çarpılır ve daha sonra bulunan değerler birbirleriyle çarpılarak Net Girdi Hesaplanır.
Maksimum $Net = \text{Max}(X_i * W_i)$	n adet girdi içinden ağırlıklar girdilerle çarpıldıktan sonra içlerinden en büyüğü Net girdi olarak kabul edilir.
Minimum $Net = \text{Min}(X_i * W_i)$	n adet girdi içinden ağırlıklar girdilerle çarpıldıktan sonra içlerinden en küçüğü Net girdi olarak kabul edilir.
Çoğunluk $Net = \sum_{i=1}^N \text{Sgn}(X_i * W_i)$	n adet girdi içinden girdilerle ağırlıklar çarpıldıktan sonra pozitif ile negatif olanların sayısı bulunur. Büyük olan sayı hücrenin net girdisi olarak kabul edilir.
Kümülatif Toplam $Net = \text{Net}(\text{eski}) + \sum_{i=1}^N X_i * W_i$	Hücreye gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır. Daha önce hücreye gelen bilgilere yeni hesaplanan girdi değerleri eklenerek hücrenin net girdisi hesaplanır.

- **Aktivasyon Fonksiyonu:** Aktivasyon veya transfer fonksiyonu olarak da literatürde yer alan bu bileşen, toplama fonksiyonu yapısında elde edilen net değer in çıktı değerine dönüşmesi için çeşitli fonksiyonlar yardımıyla işleme tabi tutulduğu yapıdır. Literatürde, net değer in işlenmesi amacıyla kullanılan birçok farklı fonksiyon biçimleri yer almaktadır. En iyi çıktı sonucunu üretecek fonksiyonun hangisi olduğuna yönelik bir standart olmaması, araştırmacıların sinir ağı modeli tasarımı aşamasında deneme yanılma yoluyla karar vermelerini gerektirmektedir. Ancak kurulan sinir ağı model yapısı da hangi fonksiyon biçiminin kullanılması gerektiği konusunda fikir verebilmektedir. Örneğin çok katmanlı algılayıcı sinir ağı modellerinde aktivasyon fonksiyonu seçimi, türevi alınabilir bir fonksiyon olması gerektiğinden bu şarta göre gerçekleştirilmektedir. Yapılan çalışmalar incelendiğinde bahsi geçen model için kullanılan aktivasyon fonksiyonunun sigmoid olduğu görülmektedir (Öztemel, 2012: 50). Aktivasyon fonksiyonu türleri Tablo 3’te yer almaktadır.

Tablo 3: Aktivasyon Fonksiyon Türleri

Doğrusal Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net) = A * Net$ (A sabit bir sayı)	Doğrusal problemlere çözüm getirmek için aktivasyon fonksiyonu doğrusal bir fonksiyon olarak seçilebilir. Toplama fonksiyonundan elde edilen sonuç, belirli bir katsayı ile çarpılarak hücrenin çıktısı olarak hesaplanır
Adım (step) Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net) = \begin{cases} NET > \text{Eşik Değer ise } 1 \\ NET < \text{Eşik Değer ise } 0 \end{cases}$	Gelen Net girdinin belirli bir eşik değerinin üstünde veya altında olmasına göre hücrenin çıktısı 0 veya 1 değerini alır.
Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net) = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$	Türevi alınabilen ve sürekli bir fonksiyondur. Doğrusal olmaması ile YSA uygulamalarında sık kullanılır. Girdilerin her biri için 0 ile 1 arasında bir değer üretir.
Tanjant Hiperbolik Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net) = \frac{e^{Net} + e^{-Net}}{e^{Net} - e^{-Net}}$	Tanjant hiperbolik fonksiyonu, yapı itibarı ile sigmoid fonksiyonuna benzemektedir. Sigmoid fonksiyonunda çıkış değerleri 0 ile 1 arasında değişirken tanjant hiperbolik fonksiyonunun çıkış değeri -1 ile 1 arasında değişmektedir.
Eşik Değer Fonksiyonu		$F(Net) = \begin{cases} NET \leq 0 \text{ ise } 0 \\ 0 < NET < 1 \text{ ise } NET \\ NET \geq 1 \text{ ise } 1 \end{cases}$	Gelen bilgiler 0'dan küçük veya eşit olduğunda 0 çıktısı, 1'den büyük veya eşit olduğunda 1 çıktısı, 0 ile 1 arasında olduğunda ise yine kendisini veren çıktılar üretilmektedir.
Sinüs Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net) = \sin(Net)$	Öğrenilmesi düşünülen olayların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği hallerde kullanılabilir.

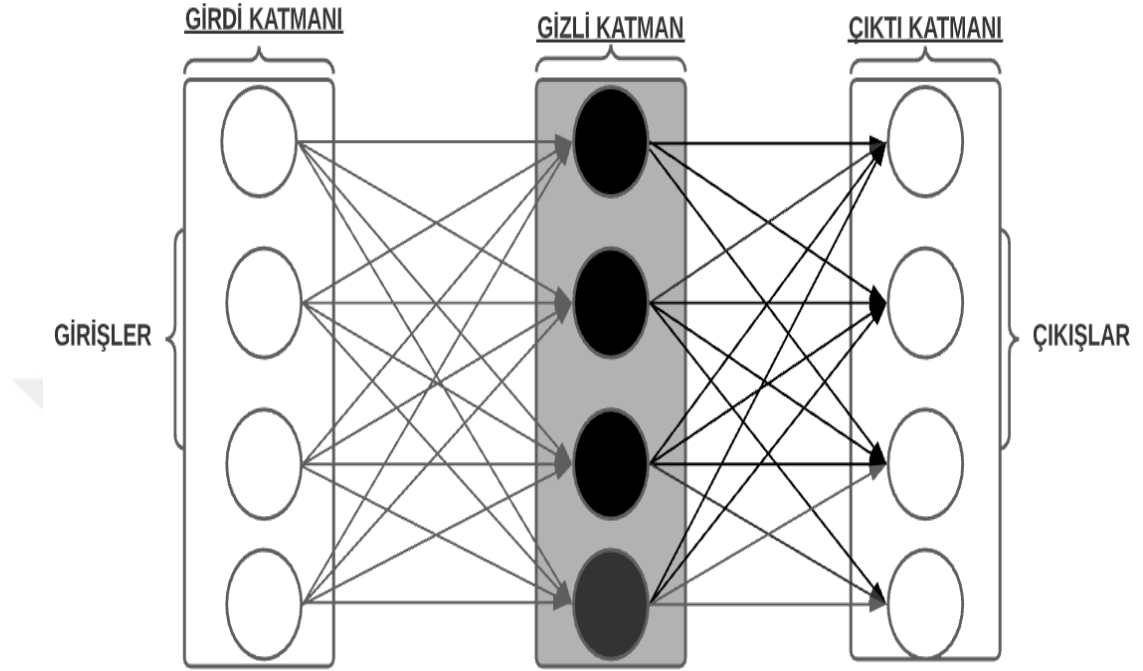
- Hücrenin Çıktısı: Seçilen aktivasyon fonksiyonu ile gerçekleştirilen işlemler sonucu elde edilen değerler sinir hücresinin çıktısı olarak adlandırılmaktadır. Çıktı değerleri bazen dış dünyaya bazen de başka bir nöronun girdisi olarak diğer kullanılmak maksadıyla aktarılmaktadır (Öztemel, 2012: 51).

2.1.6. Yapay Sinir Ağının Yapısı

YSA iki veya daha fazla katmandan oluşan bir ağ yapısına sahiptir. Gelişim sürecinin ilk aşamalarında tek katmanlı sinir ağı modelinde girdi ve çıktı katmanları olmak üzere iki katmana sahip olan bu basit yapı, doğrusal olmayan problemlerin modellenmesinde ve çözümünde yetersiz kaldığı için ağ yapısına ek olarak üçüncü bir katman olan ve ara katman olarak adlandırılan yapı dahil edilmiştir. Yapılan çalışmaların çoğunda minimum üç katmandan oluşan ağ yapısı kullanıldığı için ilgili

katmanlara dair açıklamalar bu yapı üzerinden olacaktır. Yapıya ait katmanlar Şekil 4'te gösterildiği gibi girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı olarak adlandırılmaktadır (Larose, 2005:131-132).

Şekil 4:Yapay Sinir Ağı Katmanları



- **Girdi katmanı:** Yapay sinir ağının ilk katmanı olan girdi katmanı, dışarıdan gelen bilgilerin ara katmanda işlenmek üzere aktarımının yapıldığı birimdir (Coats ve Fant, 1993: 144).
- **Ara Katman:** Girdi katmanından aktarılan verilerin işlem gördüğü katmandır. İşlem gören bu verilerin çıktıya dönüşümünün sağlanması amacıyla çıktı katmanına aktarımın sağlandığı katmandır. Bir ağ yapısında birden fazla ara katman bulunabilmektedir. Araştırma problemine yönelik kurulan ağ yapısında uygun ara katman sayısı deneme yanılma yoluyla belirlenebilir (Coats ve Fant, 1993: 144).
- **Çıktı katmanı:** Sinir ağı yapısının son katmanıdır. Bir önceki katmanda işlem gören verilerin sonuç değeri olarak dış dünyaya iletildiği katmandır (Coats ve Fant, 1993: 144).

2.1.7. Yapay Sinir Ağlarında Girdinin Çıktıya Dönüşüm Süreci ve Kara Kutu Yakıştırması

YSA'nın temel olarak çalışma prensibi girdi veri setine karşılık çıktı veri seti üretmek şeklinde gerçekleşmektedir. Girdi vektörü $X = (X_1, X_2, X_3, \dots)^T$ ve çıktı vektörü $Y = (Y_1, Y_2, Y_3, \dots)^T$ olmak üzere girdi ve çıktı arasındaki ilişkiye ait görsel Şekil 5'te yer almaktadır.

Şekil 5:Yapay Sinir Ağı Girdi ve Çıktı İlişkisi



Kaynak: Öztemel, 2012: 54

Ağ yapısının çalışma mekanizmasının doğru şekilde çalışabilmesi, sisteme tanımlanacak girdi verilerinin vektör haline getirilmesiyle mümkün olmaktadır. Sisteme tanımlanan girdi vektörleri ve ağ parametreleri ağ içerisinde eğitim sürecinden geçerek çıktı vektörü elde edilmektedir. Ağın eğitim sürecinde girdiyi çıktıya dönüştürme mekanizmasının nasıl gerçekleştiği konusu bilinmediğinden mühendislik açısından bu durum "kara kutu yakıştırması" olarak ifade edilmektedir (Öztemel, 2012: 54).

2.1.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Süreci ve Öğrenme Kuralları

YSA'da bulunan sinir hücreleri ağa tanıtılan örnek girdi verilerinden hareketle öğrenme eylemini gerçekleştirmektedir. Bir sinir ağının öğrenmesi, sinir ağının eğitimi esnasında sisteme tanımlanan örnek girdi verilerinden hareketle girdilere karşı doğru çıktıyı üretebileceği ağırlık değerlerini bularak gerçekleşmektedir. Böylece uygun ağırlık değerlerinin bulunması neticesinde genelleme yeteneği kazanan sinir ağı, öğrenme yeteneği de kazanmış olacaktır (Keleşoğlu vd., 2005: 60). YSA'nın öğrenme yeteneği, biyolojik sinir hücrelerinin öğrenme mekanizmasından esinlenerek ortaya

atılan bir durumdur. Biyolojik sinir hücrelerinde öğrenme, nöronlar arasında sinaptik bağlantıların ayarlanması ile gerçekleşmektedir. Yaşayarak öğrenme dediğimiz tecrübe kazanımları süresince beyin sürekli bir gelişim göstermektedir. Yaşadıkça, deneyim kazandıkça nöronlardaki sinaptik bağlantılar ayarlanmakta, zaman içinde yeni bağlantılar oluşmakta ve oluşan yeni bağlantılar vasıtasıyla da öğrenme gerçekleşmektedir. Biyolojik sinir hücresinde gerçekleşen bu öğrenme mekanizması, YSA için de esin kaynağı olmasından dolayı benzer bir süreç yapısı ile ağa öğrenme yeteneği kazandırılmaktadır (Çuhadar, 2006: 120). Kısacası, eğitim yolu ile gerçekleşen öğrenme, örnek girdi verilerinden hareketle eğitim algoritmaları yardımıyla bağlantı ağırlık katsayılarının güncellenmesi şeklinde gerçekleşmektedir.

YSA öğrenme ve genelleme yeteneği kazanma süreci iki aşamada gerçekleşmektedir. İlk aşamada girdi değerleri ve girdi değerlerine bağlı oluşacak hedef çıktı değerleri sisteme tanıtılmaktadır. Kullanılan aktivasyon fonksiyonuna göre oluşan çıktı değerleri, gerçek çıktı veya hedef değer olarak isimlendirilen değerlerle mukayese edilmektedir. Mukayese edilen değerler arasındaki fark hata olarak isimlendirilmektedir. Hata değerinin az ve tatmin edici düzeyde olması durumunda, sürecin ikinci aşaması olan test kısmına geçilir. Bu aşamada eğitimi tamamlanmış ağ yapısı, sisteme tanımlanmayan girdi değerlerinin kullanımı ile modelin performansı ölçülerek test edilmektedir. Bu işlem, öğrenme sürecinde kullanılan ağıdaki ağırlık katsayıları ile yapılmaktadır. Bu sayede oluşturulan ağ modelinin ezberleyerek öğrenip öğrenmediği belirlenmektedir. Doğruluk seviyesi ne kadar yüksekse eğitilmiş modelin genelleme kabiliyeti yüksek ve ilgili araştırma problemi için kullanıma uygun çıkarımı yapılmaktadır. YSA'nın genelleme kabiliyeti uyarlanabilir (adaptif) öğrenme olarak adlandırılmaktadır (Çuhadar, 2006: 120; Keleşoğlu vd., 2005: 60; Öztemel, 2012: 55-56).

YSA modelinin genelleştirme yeteneğini kazanması, ağ değerine ait ağırlıkların uygun şekilde belirlenmesi ile mümkün olmaktadır. Ağın öğrenmesi olarak adlandırılan bu sürecin gerçekleşmesi, ağırlık değerlerinin değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir. Bu değişim belli kurallarla gerçekleşmektedir. Öğrenme kuralları olarak adlandırılan bu kurallar öğrenme stratejilerine göre değişmektedir.

2.1.8.1. Hebb Öğrenme Kuralı

Donald Hebb tarafından geliştirilen bu öğrenme kuralı, bilinen en eski danişmansız öğrenme kuralıdır. Hebb kuralına göre bir sinir hücresinin girdi ve çıktı işaretinin farklı olup olmamasına (pasif veya aktif olmasına) göre aralarındaki ilişkinin seviyesi belirlenebilir. İşaretlerin aynı olması durumunda, sinir hücreleri arasındaki ağırlık katsayısının artması neticesinde ilişkinin seviyesi de güçlenecektir. İşaretlerin farklı olması durumunda da ilişki seviyesinin az olacağı anlamına gelmektedir. Örneğin pozitif işaretli (aktif) bir hücre, bağlı olduğu hücrenin aktif olması durumunda ilişki pozitif yönde, artma eğiliminde olacaktır (Anderson ve McNeill,1992:29; Öztemel 2012:26).

2.1.8.2. Hopfield Öğrenme Kuralı

Hebb öğrenme kuralı ile benzer özelliklere sahip olan bu öğrenme kuralı, ağ mimarisinde yer alan nöronlar arasındaki bağlantının ne kadar güçlendirilmesi veya zayıflatılmasına yönelik saptama yapılmasını sağlamaktadır. Burada ağırlık güçlendirmesi veya zayıflatılması 0-1 arasında araştırmacı tarafından atanan sabit bir değer olan öğrenme katsayısı ile gerçekleşmektedir (Hopfield,1982:2557; Öztemel,2012:26).

2.1.8.3. Delta Öğrenme Kuralı

Hebb kuralının geliştirilmiş hali olan bu kural, beklenen çıktı değeri ile gerçek çıktı değerleri arasındaki farkı minimize etmek amacıyla ağ bağlantılarına ait ağırlık değerlerinde güncellemeler yaparak kurulan modele genelleşici olma yeteneği kazandırılması söz konusudur. Bernard Widrow ve Ted Hoff tarafından geliştirilen bu öğrenme kuralı, ağa ait hata kareler ortalamasını en aza indirmek maksadıyla geliştirilmiş kuraldır (Widrow ve Hoff,19602:60).

2.1.8.4. Kohonen Öğrenme Kuralı

Hücreler arası rekabetin söz konusu olduğu bu öğrenme kuralında, en büyük çıktıyı üreten hücrenin galip geldiği ve bağlantı ağırlık değerlerinin değiştirilmesi ile ödüllendirildiği kuraldır. Böylece ilgili hücre diğer hücelere göre daha güçlü bir konuma gelmektedir (Elmas,2010:35; Öztemel,2012:27).

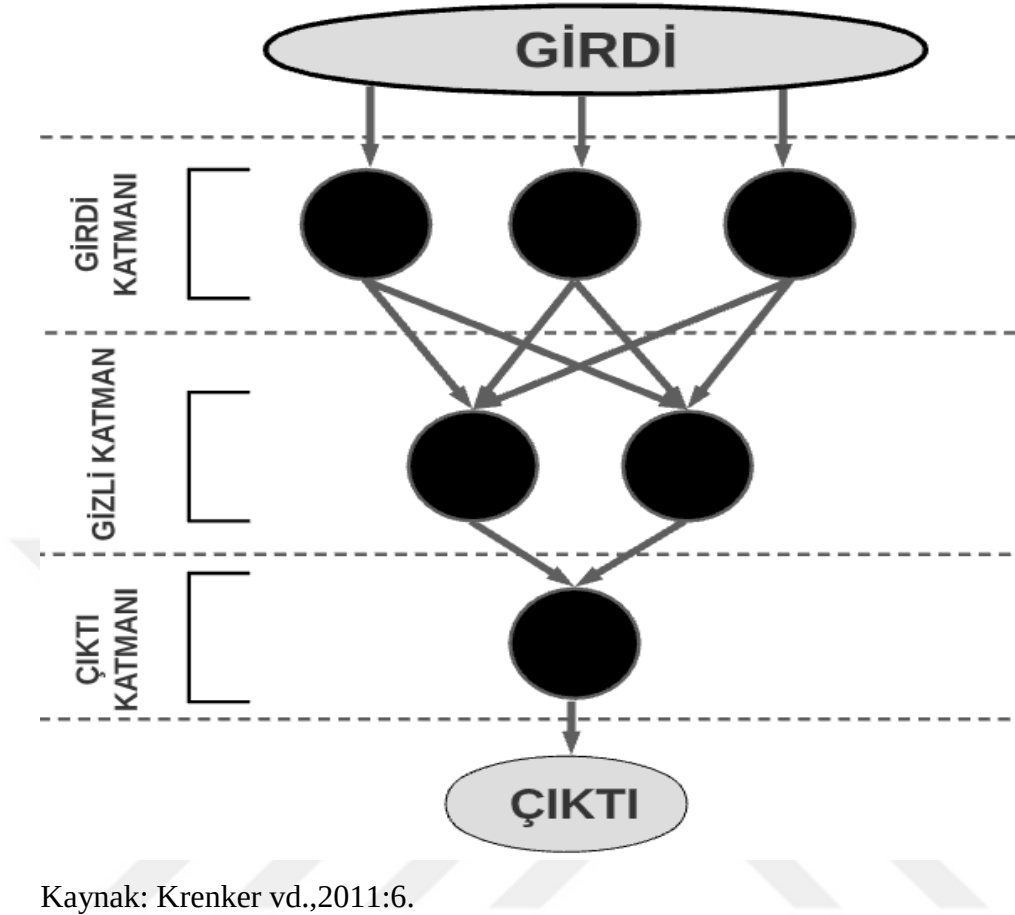
2.1.9. Sinir Hücresi Bağlantılarının Yönüne Göre Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

YSA ağ mimarisinde yer alan sinir hücreleri arasındaki bağlantının yönüne göre ileri ve geri yönlü olarak sınıflandırılması söz konusudur. Farklı topolojik yapılarda bağlanma şekli olmasına rağmen, temel olarak kullanılan ileri beslemeli ve geri beslemeli ağ yapıları üzerinde durulacaktır.

2.1.9.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

İleri beslemeli YSA, bilgi aktarımının ileri ve tek yönde yapıldığı anlamına gelmektedir. Katman sayısı farketmeksizin, aktarım girdi katmanından çıktı katmanına doğru ağırlıklar üzerinden yapılmaktadır. Şekil 6'da verilen üç katmanlı ileri beslemeli YSA modelinde gösterildiği gibi bilgi aktarımı girdi katmanında hiçbir işleme tabi tutulmadan gizli katmanda bulunan hücelere işlenmek üzere aktarılmaktadır. Akabinde çıktı katmanında da işlem görüp ağırlık çıkış değeri üretilmektedir. Bu yapısı itibarıyla ileri beslemeli bir sinir ağı, doğrusal ve dinamik olmayan bir işlev gerçekleştirmektedir. Doğrusal olmayan işlev gerçekleştirebilme yeteneği, ağ yapısında yer alan gizli katmanlar sayesinde gerçekleşirken, dinamik olmama yani statik olma özelliği de işlem yönünün tek yönlü ilerlemesi ile ilgilidir (Cura,2008:23; Saygılı,2008:45).

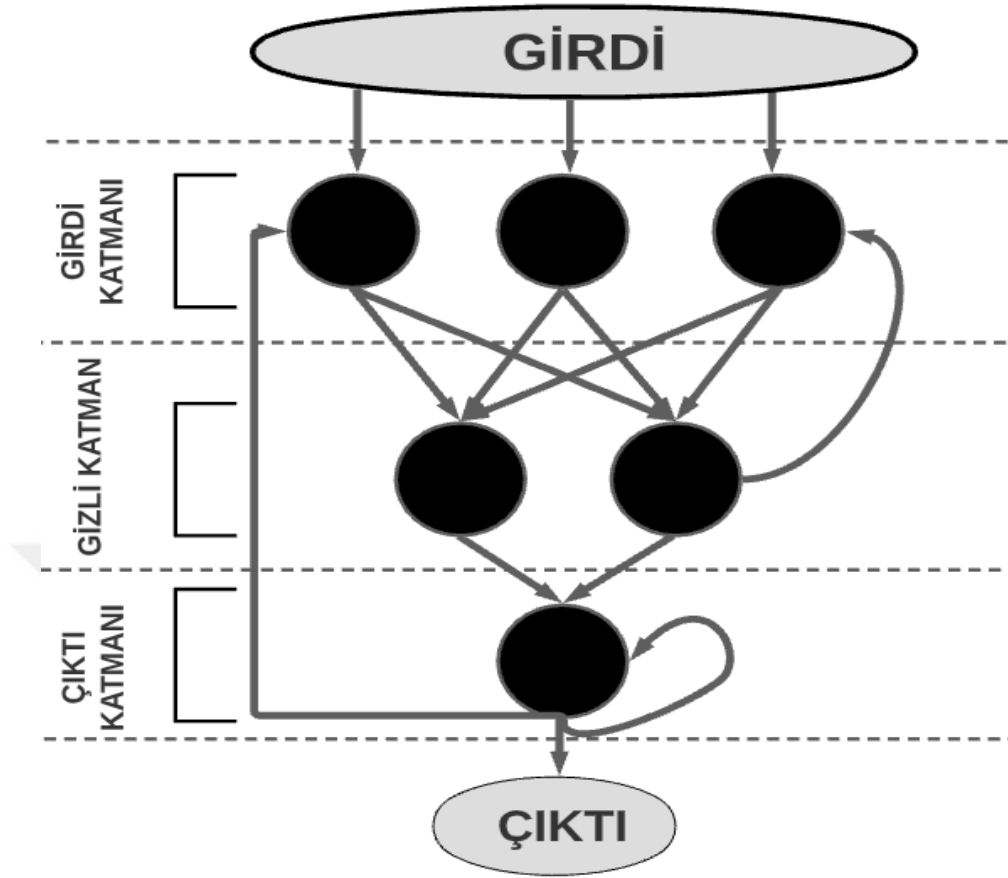
Şekil 6:İleri Beslemeli YSA Topolojisi



2.1.9.2.Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli YSA yapısında bilgi aktarımı tek yönlü ve ileri olmasının aksine, katman içindeki nöronlar arasında olabileceği gibi katmanlar arası nöronlarda da gerçekleşebilmektedir. Geri besleme özelliği, YSA hücresine ait çıktı bilgilerinin sinir ağında girdi bilgisi olarak tekrar kullanılabilirdiği bir geri dönüş döngüsü ile gerçekleşmektedir. Yani bir sinir hücresine ait çıktı bilgisi, ileri beslemeli sinir ağı mimarisinde olduğu gibi sadece kendisinden sonra yer alan hücrenin katmanında girdi bilgisi olarak kullanılmamakta; kendinden önce veya bulunduğu katmanda yer alan herhangi bir sinir hücresinde de girdi bilgisi olarak kullanılabilir. Bu aktarım şekli, YSA yapısının dinamik bir özellik taşıdığı anlamına gelmektedir (Alpaydın,2012:229).

Şekil 7:Geri Beslemeli YSA Topolojisi



Kaynak: Krenker vd.,2011:6

2.1.10. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Stratejilerine Göre Sınıflandırılması

Sisteme tanıtılan örnek verilerden hareketle öğrenme sürecine sahip olan bir YSA için öğrenme yöntemleri, temelde danışmanlı (supervised) öğrenme, danışmansız (unsupervised) öğrenme ve destekleyici (reinforcement) öğrenme olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır. Bu öğrenme yöntemlerine ilaveten öğrenme türlerinin birlikte kullanıldığı karma stratejiler de vardır (Taşdemir, 2012:78).

2.1.10.1. Danışmanlı Öğrenme Stratejisi

Danışmanlı öğrenme stratejisinde ağ sistemine girdi hücresi vektörü ve bu vektöre karşılık hedef çıktı vektörü tanımlanmaktadır. Ağ sistemine tanımlanan girdi ve hedeflenen çıktı değerlerine göre bu ikili arasındaki ilişki yapısı öğrenilmektedir.

Ağın eğitimi esnasında, ağırlık katsayı değerleri minimum hata ile ilişki yapısı öğrenilene kadar güncellenmektedir. Güncelleme işlemi gerçek çıktı değerleri ile ağın üretmiş olduğu çıktı değerleri arasındaki hatanın, sistem kullanıcısının belirlediği kabul seviyesine eriştiği anda eğitim tamamlanmış olmaktadır. Danışmanlı eğitimde işlemlerin kontrolü tamamen eğiticinin inisiyatifindedir (Elmas, 2011: 97-131; Hamzaçebi, 2011: 22).

2.1.10.2.Danışmansız Öğrenme Stratejisi

Sistemin öğrenmesine herhangi bir danışmanın yardımcı olmadığı öğrenme stratejisine danışmansız öğrenme denir. Bu stratejide girdi hücresi vektörüne karşılık hedef çıktı vektörü tanımlanmamaktadır. Sinir Ağı, sisteme tanıtılan bilgileri hedefte bir çıktı vektörü olmaksızın, girdi verilerinin kendi içindeki ilişki yapısı veya yakınlık gibi özelliklerine göre sınıflanarak öğrenme süreci kendiliğinden gerçekleşmektedir. Bu yönüyle biyolojik sinir hücrelerinin öğrenme mekanizmasına benzer şekilde çalışan bir stratejidir. Sınıflandırma problemlerinde sıklıkla tercih edilmektedir (Elmas, 2011: 137; Öztemel, 2012: 26).

2.1.10.3.Destekleyici Öğrenme

Destekleyici öğrenme stratejisi, öğrenen bir ağ sistemine tanıtılan girdi vektörüne karşılık üretilen çıktıların doğru ya da yanlış olduğunun tayin edilmesinde danışman yardımının devreye girmesi ile gerçekleşmektedir. Yani sisteme tanıtılan girdi vektörü ile her iterasyon neticesinde kendi kendine ürettiği çıktı değerlerinin iyi veya kötü olup olmadığı danışman yardımı ile belirlenmektedir. İlgili iterasyonlar neticesinde sinir ağı en uygun çıktı değerlerini üretene kadar öğrenme süreci devam etmektedir (Öztemel,2012:25).

2.1.11. Öğrenme Zamanına Göre Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları öğrenme zamanına göre statik ve dinamik yapılar olmak üzere ikiye ayrılır.

2.1.11.1. Statik Öğrenme

Öğrenme zamanına göre statik yapıda olan YSA modeli, uygun sonucu elde edene kadar eğitim sürecine tabi tutulur. Eğitim sonunda modele ait performans tatmin edici seviyede ise ağırlık katsayısı veya herhangi bir parametre değişimi yapmadan kullanılmaktadır. Statik ağ yapıları gecikme değeri veya geri bildirim ögesi içermemektedir. Dolayısıyla çıktı değerleri doğrudan girdi değerleri üzerinden hesaplanarak elde edilmektedir.

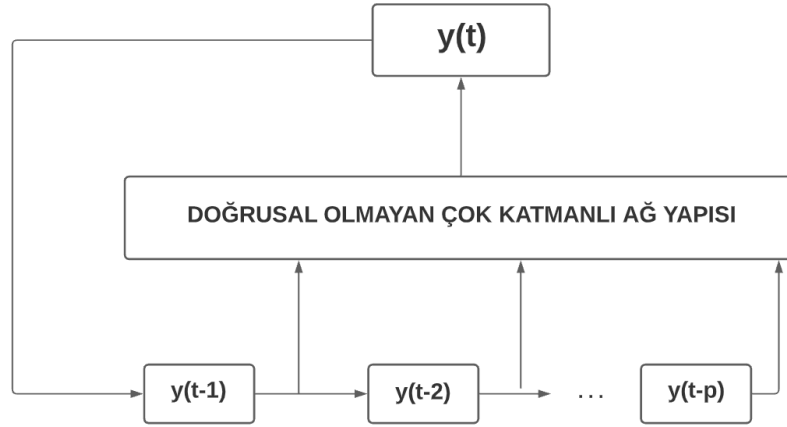
2.1.11.2. Dinamik Öğrenme

Dinamik ağ yapısında öğrenme süreci YSA'nın çalıştığı süre boyunca devam etmektedir. Eğitim aşaması biten ağ yapısının kullanımı esnasında ağırlık katsayıları sabit kalmamaktadır. Dolayısıyla statik ağ yapısı ile mukayese edildiğinde dinamik ağ yapılarının eğitim süreci daha fazla zaman almaktadır. Bu ağ yapısında girdi değişkeni ve gecikmeli değerleri çıktı üretimi için kullanılmaktadır. Bu noktada statik ağ yapısından farklılaşan dinamik ağ yapıları zaman dizisi şeklinde tasarlanmaktadır. Dinamik ağ yapıları ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki farklı ağ yapısına göre ayrılmaktadır.

2.1.12. Doğrusal Olmayan Otoregresif Sinir Ağı Tahmin Modeli

Doğrusal olmayan otoregresif sinir ağı olarak isimlendirilen NAR (Nonlinear Autoregressive) sinir ağı modeli, zaman gecikmeleri ile oluşturulan öğrenme zamanına göre dinamik bir modeldir. Gerçek dünya problemlerine ait zaman serisi verileri çoğu zaman doğası gereği doğrusal olmayan bir yapıya sahip olmaktadır. Özellikle bu yapıda olan zaman serisi verileri kullanılarak yapılan tahmin çalışmalarında klasik zaman serisi yöntemlerinin gerektirdiği doğrusallık şartı sağlanamadığından, doğrusal olmayan yapıya uygun NAR sinir ağı modeli kullanılarak daha sağlıklı sonuçlar elde etmek mümkün olmaktadır. Şekil 8'de verilen ağ modeli çok katmanlı, yinelemeli ve geri bildirim bağlantıları olan bir NAR sinir ağı yapısıdır. İlgili ağ yapısında bir sonraki döneme ait tahmin, geri besleme gecikmeleri olarak adlandırılan $y(t-1)$, $y(t-2)$, ..., $y(t-p)$ geçmiş değerleri sisteme tanıtılıp eğitilerek yapılmaktadır (İbrahim vd.,2016:263-264).

Şekil 8: Doğrusal Olmayan Otoregresif Ağ Yapısının Genel Gösterimi



NAR sinir ağı ile doğrusal yapıda olmayan zaman serisi verisi eğitilerek çok adımlı tahmin yapmak mümkündür. Bu amaca yönelik ağ yapısının eğitimi açık döngü (paralel seri ağ yapısı) işlevi ile gerçekleşmektedir. Bu işlev uygunluk(validation) ve test (testing) adımlarını da içermektedir. Sinir ağı eğitimden sonra kapalı döngü işlevi kullanılarak tahmin etme sürecine tabi tutulur. Zaman serisine dayalı yapılan tahmin süreci, çok adımlı tahmin olarak bilinmektedir. Çok adımlı tahmin değerleri NARX ve NAR gibi geri beslemeli dinamik sinir ağlarında açık döngüden kapalı döngüye dönüşüm gerçekleştikten sonra aşamalı olarak elde edilmesi mümkündür.

NAR sinir ağı modeli zaman serisi verilerinin doğrusal ve durağanlık şartı koşulmadan sadece geçmiş dönemlere ait değerlerden hareketle gelecek öngörüsü yapmak amacıyla kullanılabilir. İyi bir yöntemdir. NAR sinir ağı modeli matematiksel olarak aşağıdaki gibi formüle edilmektedir (He ve Jin,2018 :1325):

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}) + \varepsilon_t ,$$

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^k \alpha_j \phi \left(\sum_{i=1}^a \beta_{ij} y_{t-i} + \beta_{0j} \right) + \varepsilon_t$$

a = girdi sayısı

k = gizli katman sayısı

ϕ = aktivasyon fonksiyonu

β_{ij} = girdi ve gizli birim arasındaki ağırlık katsayısı

β_{0j} = sabit katsayı

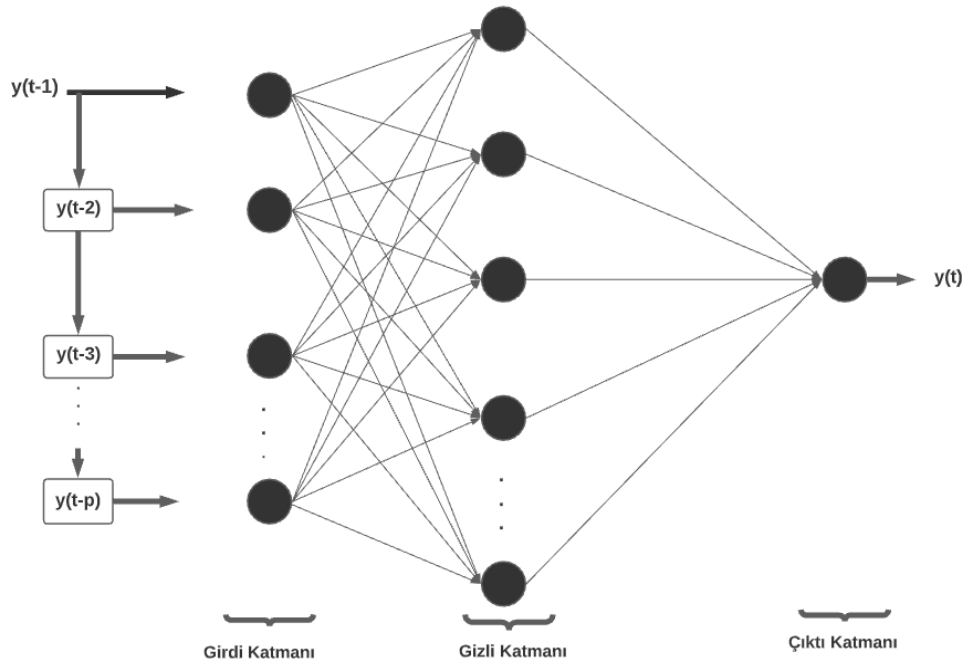
α_j = gizli birim ile çıktı birimi arasındaki ağırlık katsayısı

α_0 = sabit katsayı

NAR sinir ağı yapısına ait genel gösterim Şekil 9’da yer almaktadır. İlgili görselde geçmişe ait serilerden hareketle açık döngü (open-loop) mod ile ağ eğitimi gerçekleştirilmektedir. Açık döngü modun amacı, ara katman ve çıktı katmanına ait hataların dağılımı incelenerek, hataları minimize eden parametreleri optimize etmektir. Açık döngü sinir ağı ile kapalı döngü ağ yapısının başlangıç girdilerini oluşturacak parametreler, çok katmanlı sinir ağı tarafından hataları en aza indirgeyerek belirlenmektedir (Galushkin,2007:121-122). Eğitimden sonra açık döngü ağı kapalı döngüye (closed-loop) dönüştürülür ve tahmin edilen değerler ağın yeni girdi verileri olarak tekrar kullanılır.

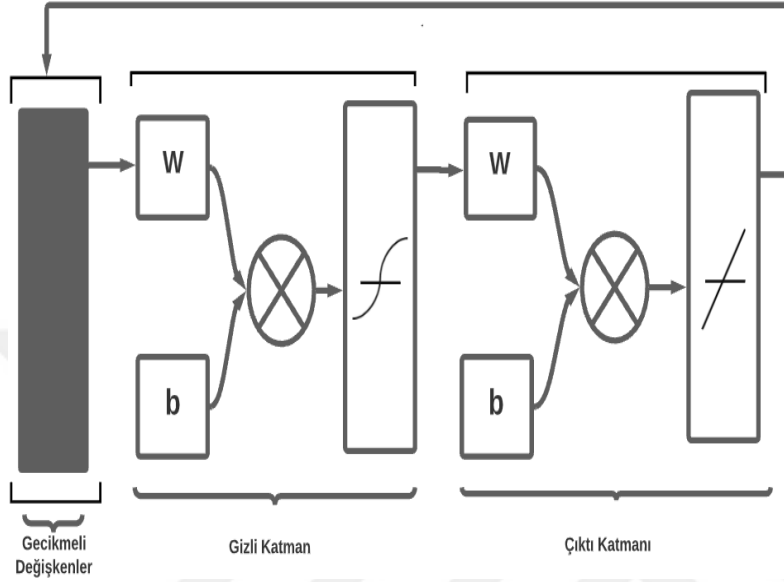
Kapalı döngü ağ yapısı doğruluk seviyesi yüksek tahmin sonuçları elde etmek amacıyla kullanılmaktadır. Ancak bu amacın gerçekleştirilmesi açık döngü ağ yapısında başlangıç koşullarının belirlenmesine yönelik ağırlık katsayılarının uygun şekilde belirlenmesine bağlıdır (Benrhmach vd.,2020:2-3). NAR sinir ağına ait kapalı döngü ağ yapısı Şekil 10’da yer almaktadır.

Şekil 9:Açık Döngü NAR Sinir Ağı Yapısı



Kaynak: Zancanaro vd.,2019:3

Şekil 10:Kapalı Döngü NAR Sinir Ağı Yapısı



Kaynak: He ve Jin,2018 :1326.

2.1.13. Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları

YSA'nın araştırma problemine ait modelleme ve çözüm sürecinde tercih edilmesi için birçok gerekçe vardır. YSA'nın avantajları olarak ifade edilen bu gerekçeler aşağıda yer almaktadır:

- YSA özellikle kompleks yapıya sahip, matematiksel olarak modellemenin zor olduğu problemlerde kullanılan bir yöntemdir. Örnek verilerden hareketle kurulan bu modellerde herhangi bir varsayıma ihtiyaç duyulmamaktadır. Örnek verilerden hareketle modellemeler yapıldığı için veriye ait doğrusal olma gibi bir koşul da aranmamaktadır (Öztemel,2012:207).

- Bilgiler tüm ağ içerisinde depolanmaktadır. Geleneksel programlamanın aksine bilgiler tüm sinir ağı üzerinde depolandığı için bir veya birkaç bilginin kaybolması durumunda ağın çalışmaması gibi bir durum söz konusu olmamaktadır (Mijvel, 2018:1).

- YSA eksik bilgi ile çalışabilme yeteneğine sahiptir. Sisteme tanıtılan bilgiler eksik olsa dahi çıktı üretebilmektedir. Ancak burada önemli olan nokta noksan

bilginin ehemmiyet seviyesidir. Önemli bir bilgi eksikliği ağın performansını önemli ölçüde düşürecektir (Mijvel, 2018:1, Bayır, 2006: 10).

- YSA hata toleransı ile çalışabilme yeteneğine sahiptir. Ağ yapısında yer alan bir veya daha fazla hücrenin bozulması, ağın çalışmasını engellemez. (Mijvel, 2018:1, Yurtoğlu, 2005: 35).

- YSA dağıtık bellek yapısına sahiptir. Bu yapı sinir hücrelerinin birbirleriyle bağlantılı olduğu anlamına gelmektedir. Öğrenme süreci hücreler arasındaki bağlantılar aracılığıyla gerçekleşeceği için, tüm hücreler arasında iletişimin gerçekleşmesi önem arz etmektedir (Mijvel, 2018:1). YSA yapısında ağırlık katsayıları ile temsil edilen bilgilerin sinir hücreleri arasındaki bağlantılarda yer alması, dağıtık bellek yapısının bir özelliğidir ve ağın öğrendiği olayın tamamını temsil etmektedir (Bayır, 2006: 9).

- YSA makine öğrenmesi yapabilme yeteneğine sahiptir. YSA benzer olayları öğrenir ve benzer olaylardan yola çıkarak kararlar alır. (Mijvel, 2018:1). İnsan beyninden esinlenerek “öğrenme” gerçekleştiren ağ, tecrübe kazanarak çok karmaşık yapıda olan problemlere hızlı çözümler sunabilmektedir (Yurtoğlu, 2005: 35).

- Paralel işleme yeteneğine sahiptir. Ağ birden fazla işi eş zamanlı yapabilen sayısal bir güce sahiptir (Mijvel, 2018:1, Yurtoğlu, 2005: 36)).

- Öğrenme yeteneğinin bir uzantısı olarak genelleme yeteneği de ağın sahip olduğu diğer bir avantajdır. Ağ bilinen örneklerden yola çıkarak daha önce karşılaşılmamış durumlarda genelleme yapabilir. Eksik kalmış veriler üzerinde iyi bir tamamlayıcı ve sınıflayıcıdır (Yurtoğlu, 2005: 36).

- İstenilen sayıda değişken (parametre) ile çalışılabilir (Yurtoğlu, 2005: 36).

YSA, içerisinde barındırdığı birçok avantaja karşı dezavantajlara da sahiptir. Bu dezavantajlar aşağıda yer almaktadır (Mijvel, 2018:1-2):

- YSA’nın en büyük sorunu ağın açıklanamayan davranışdır. Kara Kutu yakıştırması olarak bilinen bu durum, YSA ile modellenen ve çözüm üretilen bir araştırma probleminin neden ve nasıl gerçekleştiğine dair ipucu vermemektedir. Ara katmanlarda meydana gelen olaylar hakkında araştırmacının bir fikri yoktur. Dolayısıyla bu dezavantaj YSA’ya olan güveni azaltıcı bir faktördür.

- Donanım bağımlılığı olması ekipman gerekliliğini zorunlu kılmaktadır. Çalışma prensibi olarak yapılarına uygun olarak paralel işlem gücüne sahip işlemciler gerektirmektedir.
- Araştırma probleminin çözümü için oluşturulacak uygun ağ yapısı için spesifik kurallar bulunmamaktadır. Uygun ağ yapısı sadece deneme yanılma yolu ile bulunabilmektedir. Bu da bazen çok fazla zaman kaybına neden olabilmektedir.
- YSA sadece sayısal verilerle çalışmaktadır. Araştırma problemine ait veriler her zaman sayısal verilerden oluşmayabilir. YSA kullanımı için veriler sayısal hale dönüştürüldüğünde sonuçların yorumlanması zor olabilir.
- YSA, klasik yöntemlerde olduğu gibi optimum bir sonuç garanti etmemektedir. Sadece araştırma problemine yönelik yapılan deneme yanılma yolu ile kurulan modeller karşılaştırılarak uygun model denilebilir.

2.2. BULANIK MANTIK

Bulanık Mantık, bulanık kümeler aracılığıyla istatistiksel olmayan belirsizliğe sahip veri ve bilgilerin işlenmesi amacıyla 1965 yılında L. Zadeh tarafından “Information and Control” isimli bir derginin “Fuzzy Sets” başlıklı bir makalesinin yayımlanması ile ortaya konulmuştur. Gerçek hayatta kararları belirsizlik içeren insanların, karar verme sürecinde matematiksel olarak belirsizliği bulanıklaştırma ve modelleme fikri yapay zeka tekniği olan bulanık mantığı gündeme getirmiştir. Düşünme ve usamlama gibi insan bilişsel süreçleriyle birlikte muğlaklığı da dikkate alan bu matematiksel güç, gerçek hayat problemlerine yönelik uygulamalarda ve karar verme süreçlerine ait yapılan modellemelerde sayısal değerlerle birlikte dilsel adı da verilen sözel değişkenlerin sürece dahil olmasını sağlamaktadır. Böylece birçok problemin doğasına ait belirsizlikle çalışmayı matematiksel açıdan mümkün kılabilmek için belirsizliği ifade eden temsilcilerle probleme formel bir yapı kazandırılması amaçlanmıştır (Kubat,2017:623, Lin vd.,2004:224-226).

Bulanık mantık, sayısal ifadelerin yanı sıra insanların tecrübe ve sezgilerini dikkate alarak elde bulunan verileri analiz edebilme yeteneği kazandıran bir yöntemdir. Elde bulunan girdi ve çıktıya ait verilerin arasındaki ilişkiyi anlama ve açıklayabilmek için insan düşünme yeteneğini sürece dahil eden bir mantık sistemidir (Elmas,2011:185). Zadeh’in sonsuz-değerli mantık fikriyle ortaya atılmış olduğu bu

yöntem bulanık kümeler teorisinin matematik boyutunda yaptığı tanımlamalarla bulanık mantığın geliştirilmesine yön vermiştir. Bulanık küme teorisi $[0,1]$ aralığından oluşan gerçek değerler aralığında işlem yapan üyelik fonksiyonu adı verilen kavramı ortaya çıkarmıştır (Kubat,2017:623, Lin vd.,2004:224-226).

Klasik mantık veya Aristo mantığı olarak bilinen ikili mantık sisteminde doğru veya yanlış, var veya yok olarak nitelendirilen durumların, eş zamanlı olarak belli derecelerde doğru ve yanlış ya da var ve yok olduğunu gösteren mantık sistemine bulanık mantık sistemi denir. Bu tanıma göre bir durum 0 ve 1 olarak tanımlanmış ikili mantık sisteminin işleyişinin aksine doğru ve yanlış ya da varlık ve yokluk arasında temsil yeteneğine sahip 0 ile 1 arasında sonsuz değerlere sahip olabilmektedir. Yani ikili olarak tanımlanmış bir kümede klasik mantık düşünce sistemindeki tam üyelikten veya üye olmama sonuçlarından ziyade, ikililer arasında belli derecelerde kısmi üyeliklerle ifade etmek mümkün olmaktadır (Sattarov,2008, 59).

Bulanık isimlendirmesi sadece muğlak ifadelerle gerçekleşen işlemlerden oluşmadığı gibi, salt bir olasılıksal hesaplama yöntemi olduğu anlamına gelmemektedir. Bulanık isimlendirmesi; problemin çözümüne yönelik modelleme yaparken değişken ve kısıtların önem derecelerini de sürece dahil edebilmek ve girdi çıktı arasındaki ilişkiyi açıklarken kuralları belli bir esnekliğe göre oluşturmak amacıyla klasik küme teorisine bir eleştiri olarak ortaya atılmış, bulanık küme teorisine dayanan sistematik bir yaklaşımdır (Özkan, 2006:3-4). Bu yaklaşım gerçek dünya problemlerinin doğasında var olan ve özellikle dilsel veya sözel değişken olarak adlandırılan durumların içerdiği muğlaklığı sayısal olarak modellemede, insan düşünce sisteminden kaynaklanan subjektif değerlendirme kriterlerinin hakim olduğu durumlarda tutarlı ve doğru karar verebilmek amacıyla klasik mantık sistemine göre daha çok tercih edilmektedir (Nabiyev,2005:668). Düşünce sistemini keskin çizgilerle sınırlayan, klasik küme teorisine eleştiri olarak Zadeh tarafından ortaya atılan bulanık mantık düşünce sistemi yöntemine ait genel özellikler aşağıda yer almaktadır (Zadeh,1965:338-341, Kubat,2017:628-629).

- Bulanık mantık yönteminde klasik mantık sisteminde olduğu gibi kesin değerlere dayanan düşünce sistemini sınırlayan kesinlik yerine yaklaşık düşünce sistemi baz alınmaktadır.

- Her şeyin belli bir önem veya gerçekleşme derecesi olan sistemleri modelleyebilmek amacıyla ortaya atılan bulanık mantık sisteminde derecelendirme aralığı $[0,1]$ arasında yapılmaktadır.

- İncelenen problemin değişkenlerine ait bilgileri büyük-küçük veya az-çok skalasında dilsel veya sözel ifadelerle çeşitli seviyelerde ifade etmek mümkün olmaktadır.
- Bulanık mantığın bulanık çıkarım işlevi sözel ifadelerle derecelendirilen ve tanımlanan kurallar aracılığıyla gerçekleşmektedir.
- Bilgi temelli her mantıksal sistem bulanık ifadelerin kullanımı ile yaklaşık çıkarsama yeteneği olan bulanık bir sisteme dönüştürülebilir.
- Bulanık mantık yöntemi belirsiz ya da yaklaşık çıkarsama için özellikle de matematiksel modelleme yapmanın güç olduğu problemlerde uygun sonuçlar veren bir yöntemdir.

Zadeh (1965) tarafından ortaya atılan bulanık mantığa ilişkin belirtilen genel özellikler dikkate alındığında, incelenen probleme yönelik var olan dilsel ifadelere dayalı bilgilerin bulanık işlemler yardımıyla sayısallaştırılması ve araştırma probleminin karmaşıklık düzeyinden kaynaklanan elle çözüm yapmanın güç olması, bulanık mantık sistemi ile kurulacak yapının bilgisayar ortamında gerçekleşmesi için kurulması gereken bir algoritma ihtiyacını ortaya çıkarmaktadır. Bu da bulanık mantığın özelliklerine bağlı oluşturulan çalışma düzeneği ile mümkün olmaktadır. Çalışma düzeneği kurulmadan önce bulanık mantık sistemini oluşturacak olan bulanık küme ve üyelik fonksiyonlarının anlaşılması gerekmektedir.

2.2.1. Bulanık Küme

Klasik küme kuramına göre bir nesnenin tanımlanmış bir evrensel kümeye aidiyeti “kümeye aittir veya ait değildir” şeklinde iki mümkün durum ile sınırlı şekilde ifade edilmektedir. Klasik küme kuramına ait bu ilkenin yaratmış olduğu sınırlılık, bir nesnenin eş zamanda hem bir şey olmasını hem de o şey olmaması çelişmesini imkansız hale getirmektedir. Bu sınırlılık veya imkansızlığı mümkün hale getiren ve buna göre çalışan bulanık mantık sisteminde bir nesnenin bulanık bir kümeye kısmi aidiyeti yani üyeliği söz konusudur. Dolayısıyla bulanık küme sisteminde bir nesnenin eş zamanda birden fazla üyelik durumu mümkün hale gelmektedir. Örneğin, insan düşünce sisteminde sübjektif kriterlere göre farklı seviyelerde farklı dilsel veya sözel ifadelerle sınıflandırılan havanın (çok soğuk, soğuk, serin, az sıcak, çok sıcak) bulanık mantık

sisteminde daha esnek ve gerçeği daha doğru yansıtacak şekilde göstermek mümkündür (Nabiyev,2005:670, Yıldırım,1998:31-33).

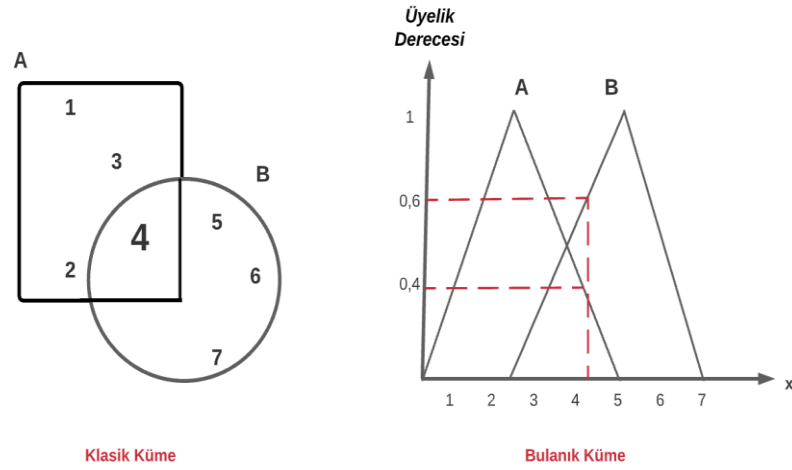
Küme sınırları net ve eleman üyeliğinin sadece bu sınırlarda tam bir üyelik söz konusu olan durumlarda klasik ikili mantık sistemi problemin doğasını ifade etmede ve problemi çözmeye yönelik modellemeler yapmada yeterli olmaktadır. Örnek olarak cinsiyet değişkenine göre ya da bir varlığın canlı ya da cansız olmasına göre tanımlanmış ve iki mümkün durumdan sadece biri ile ifade edilebilen tam üyelik söz konusu olan durumlar verilebilir. Ancak her problemin doğası ve tanımlama şeklinde sınırlar bu kadar net olmamaktadır. Örneğin belli bir topluluk içerisinde yer alan bireylerin boyları, kiloları hakkında uzunluk-kısalık ve zayıflık-şişmanlık tanımlamaları için kesin sınırlar belirli değildir. Bu ve benzeri tanımlamalar, klasik küme mantığı baz alınarak yapılırsa doğru sonuçlar elde edilmez. Sübjektif değerlendirmelere göre değişen ve iki uç arasında tanımlamalar da yapılabilen bulanık kümeler daha doğru sonuçlar elde edilmesine imkan tanımaktadır (Okul,2007:56).

2.2.2. Üyelik Fonksiyonları ve Üyelik Fonksiyon Tipleri

Yokluk anlamına gelen 0 ve varlık anlamına gelen 1 değerleri klasik küme tanımında bir kümeye üye olup olmamayı temsil ederken, 0-1 arasında değişen farklı değerler bulanık küme mantığında farklı derecelerde kümeye üye olmayı yani üyelik derecelerini ifade etmektedir. Bulanık mantığa dayalı bulanık küme içerisinde yer alan elemanların üyelik derecelerinin bir alt kümesi içerisindeki değeri üyelik fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır.

Aşağıda verilen A ve B kümeleri arasındaki ilişkiyi inceleyecek olursak; iki kümeye bağlı elemanların aidiyeti ve sınırları bellidir. $(A \setminus B)$ kümesinin elemanlarının sadece A kümesine, $(B \setminus A)$ kümesinin elemanlarının sadece B kümesine ve $(A \cap B)$ kümesinin elemanlarının da hem A hem de B kümesine eşit derecede ait olduğunu çizilen sınırlar sayesinde görmekteyiz. Dolayısıyla klasik küme yaklaşımında bir eleman bir kümeye ya ait olabilir ya da ait olmayabilir. Kesişime sahip iki küme söz konusu ise de her iki kümeye eşit şekilde aidiyet söz konusudur. Bulanık mantıkta ise küme elemanlarının aidiyet derecesi de denilen üyelik derecesi $\mu(x)$ olarak tanımlanacak olursa; eş anlamlı olarak farklı küme sınırları içerisinde farklı üyelik dereceleri ile ait olma durumu söz konusudur (Sattarov,2008:62).

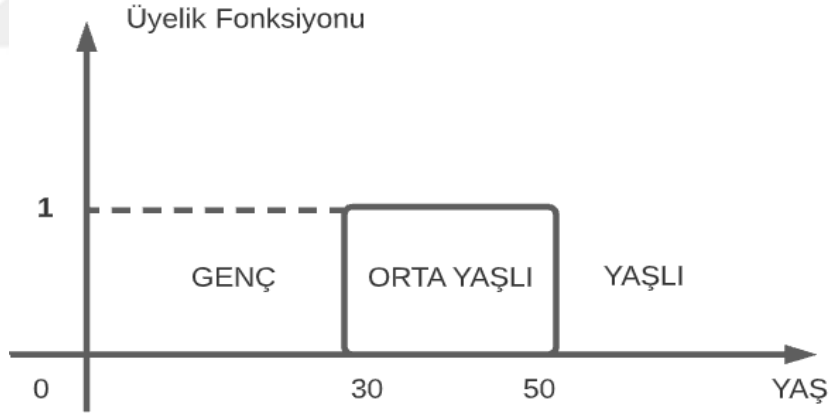
Şekil 11:Klasik Küme ve Bulanık Küme Gösterimi



Kaynak Sattarov,2008:63.

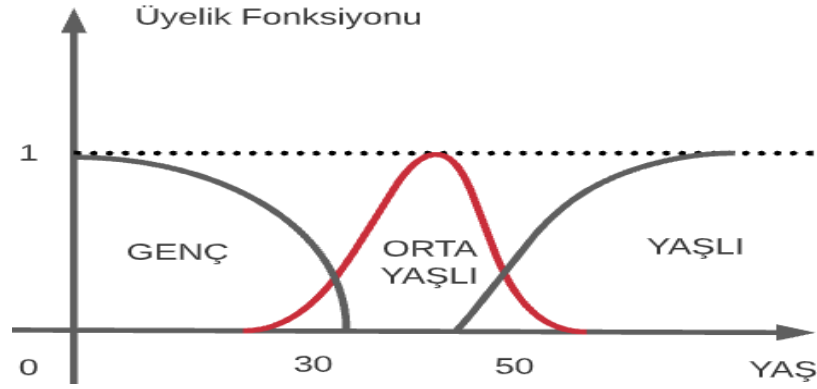
Sözel ifadelerle yaş aralıklarına göre klasik küme ve bulanık küme ayrımı Şekil 12 ve Şekil 13'te yer almaktadır (Özek ve Sinecen,2004:354). Klasik küme mantığına göre 0-30 yaş arası bireyler genç, 30-50 yaş arası bireyler orta yaşlı ve 50 yaş üstü bireyler ise yaşlı sınıfına dahil olmaktadır.

Şekil 12: Klasik Küme Teorisi



Klasik küme teorisine göre 31 yaşındaki bir birey ile aralarında 18 yıl yaş farkı bulunan 49 yaşındaki birey orta yaşlı sınıfına girmektedir. 49 yaşındaki birey ile aralarında 2 yıl yaş farkı bulunan 51 yaşındaki birey ise yaşlı sınıfına girmektedir. Bulanık mantık sistemi ile bu keskin ayırmadan ziyade birden fazla kümeye kısmi üyelik söz konusu olmaktadır. Yani bir birey aynı anda kısmi olarak orta yaş, kısmi olarak da yaşlı sınıfına dahil olabilmektedir. İlgili görsel Şekil 13'te yer almaktadır.

Şekil 13: Bulanık Küme Teorisi



Özetle, klasik küme teorisinde bir elemanın aidiyeti veya üyeliği ilgili kümede ya vardır ya da yoktur. Matematiksel olarak varlık 1 yokluk ise 0 ile ifade edilmektedir. Bulanık küme teorisine göre de bir eleman 0 ile 1 arasında değişen çeşitli derecelerden varlığa sahip olabilmektedir. Varlığa ait bu sayısal değerler üyelik derecesidir ve üyelik fonksiyonu $\mu(x)$ olarak ifade edilmektedir.

Üyelik fonksiyonu ve üyelik dereceleri belirlenirken, incelenen probleme ait değişkenin alt aralık değerleri, sınır değerleri ve sayısal kümeleri kişisel olarak birçok farklı şekilde tanımlanmaktadır. Normal dağılım eğrisine benzeyen gaussian, yamuk (trapez) ya da uygulamada en çok tercih edilen ve üçgen şekline benzer olan üçgen üyelik fonksiyonu çeşitli üyelik fonksiyonlarındanır. Hangi fonksiyonun seçimi daha iyi çıktı sağlar şeklinde bir sorunun yanıtı net olarak mevcut değildir. Deneme yanılma yoluyla yapılan fonksiyon seçimi dışında, birçok uzman tarafından belirtilen görüşler doğrultusunda elde bulunan mevcut verinin şekline bağlı olarak da seçim yapılabilmektedir. Yapılan çalışmalar doğrultusunda doğrusal yapıya sahip verilerde üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları, doğrusal olmayan yapıya sahip verilerde ise gaussian üyelik fonksiyonu tercihi sonucu tatmin edici sonuçlar verdiği görülmektedir. (Başakın,2018:37, Şen,2004:36).

Üyelik fonksiyonlarından oluşan bulanık kümeler, küme içerisindeki bilgileri temsil ettiği için önemlidir. Yani herhangi bir araştırma problemi için tanımlanmış bir bulanık kümede $[0,1]$ arasında değişen ve gerçel değerlerden oluşan üyelik fonksiyonları temsil edilen özellik açısından atanarak bu özelliklerin nasıl yansıtıldığını göstermek için kullanılmaktadır (Yıldırım,1998:31). Bulanık mantık sisteminde sıklıkla kullanılan ve geometrik şekil benzerlikleriyle isimlendirilmiş üyelik fonksiyon tipleri aşağıdaki gibidir:

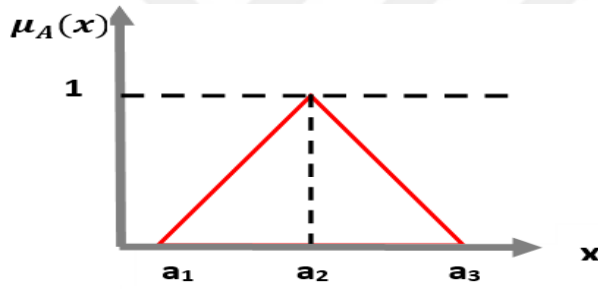
2.2.2.1. Üçgen Üyelik Fonksiyonu

Yatay eksenü üçgen üyelik fonksiyonuna ait a_1, a_2, a_3 bilinen sabit değerler olan parametreler ve düşey eksenü 0 ile 1 arasında sürekli değerler alabilen $\mu(x)$ olarak ifade edilen üyelik fonksiyonu ve üyelik fonksiyonuna ait üyelik derecelerinin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir (Uçuk ,2009:22):

$$\mu_A(x; a_1 a_2 a_3) \begin{cases} a_1 \leq x \leq a_2 \Rightarrow \frac{x - a_1}{a_2 - a_1} \\ a_2 \leq x \leq a_3 \Rightarrow \frac{a_3 - x}{a_3 - a_2} \\ x > a_3 \text{ ve } x < a_1 \Rightarrow 0 \end{cases}$$

(a_1, a_2, a_3) parametrelerine sahip A bulanık kümesinin koordinat sistemindeki gösterimi aşağıdaki şekildeki gibidir:

Şekil 14: Üçgen Üyelik Fonksiyon Gösterimi



Bulanık kümede her bir x değerine karşılık gelen bulanık değerler şekilde gösterilmiştir. Bu değerler $[0,1]$ aralığında tanımlanmış üyelik dereceleri değerleridir ve aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$\mu_A(x): \rightarrow \in [0,1]$$

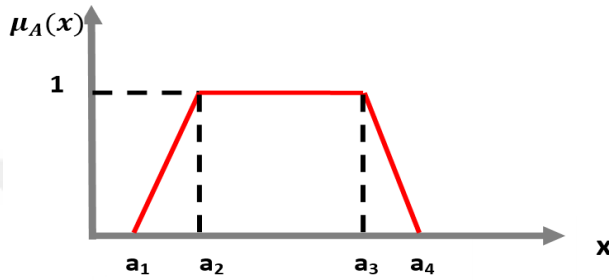
2.2.2.2. Yamuk Üyelik Fonksiyonu

Trapezoidal olarak bilinen ve bu kelimeden türemiş trapez veya dilimizdeki karşılığı yamuk olan bu üyelik fonksiyonu, parametreleri a_1, a_2, a_3, a_4 olarak dört parametre ile tanımlanan bir fonksiyondur. Fonksiyonun koordinat sistemi ile gösteriminde yatay eksenü fonksiyona ait a_1, a_2, a_3, a_4 parametreleri; düşey eksenü ise 0 ile 1 arasında sürekli değerler alabilen $\mu(x)$ olarak ifade edilen üyelik fonksiyonu ve üyelik fonksiyonuna ait üyelik dereceleri yer almaktadır. Yamuk üyelik

fonksiyonunun matematiksel ve koordinat sistemindeki gösterimi aşağıda yer almaktadır (Baykal ve Beyan, 2004:78).

$$\mu_A(x; a_1 a_2 a_3 a_4) \begin{cases} a_1 \leq x < a_2 \Rightarrow \left(\frac{x - a_1}{a_2 - a_1} \right) \\ a_2 \leq x < a_3 \Rightarrow 1 \\ a_3 \leq x < a_4 \Rightarrow \left(\frac{a_4 - x}{a_4 - a_3} \right) \\ x \geq a_4 \text{ veya } x < a_1 \Rightarrow 0 \end{cases}$$

Şekil 15:Yamuk Üyelik Fonksiyon Gösterimi



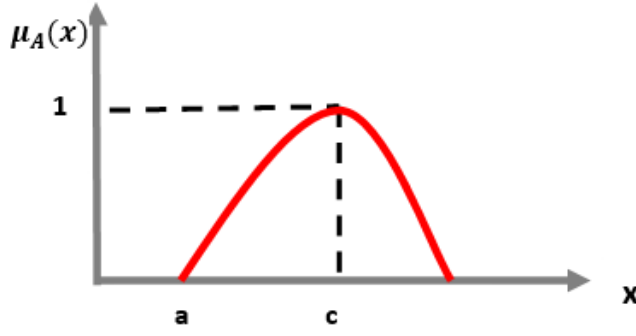
2.2.2.3 Gaussian Üyelik Fonksiyonu

Fonksiyonun merkezinin c ile, genişliğinin σ ile ifade edildiği iki parametrelili gaussian üyelik fonksiyonu aşağıdaki matematiksel formülle gösterilmektedir (Nguyen vd.,2003:89):

$$\mu_A(x, c, \sigma) = \exp \left\{ \frac{-(x - c)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

Genişliğin değişimine bağlı olarak fonksiyonel biçimi değiştirmek mümkündür. Bu değişimde σ 'da daha küçük bir değer olarak değişim gerçekleştirilirse üyelik fonksiyonu daha da merkeze yakınlaşacak, daha büyük bir değer olarak değişim gerçekleşirse merkezden uzaklaşarak üyelik fonksiyonu daha yayvan bir dağılım görüntüsüne ulaşacaktır (Armağan,2008:5).

Şekil 16: Gaussian Üyelik Fonksiyon Gösterimi

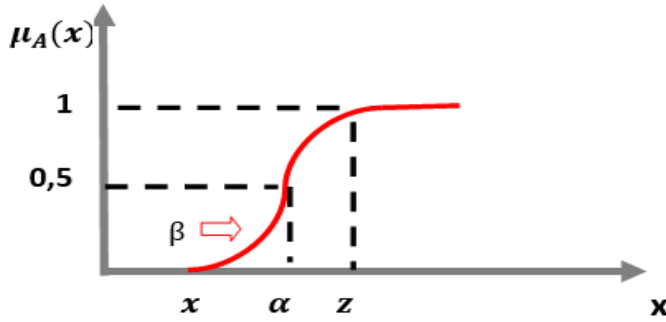


2.2.2.3. Sigmoid Üyelik Fonksiyonu

Sigmoid üyelik fonksiyonu temelde β ve α olmak üzere iki parametreye sahiptir. Matematiksel ve grafiksel gösterimi Şekil 17’de yer almaktadır (Uçuk, 2009:24):

$$\mu_A(x; \beta, \alpha) = \frac{1}{1 + e^{-\beta(x-\alpha)}}$$

Şekil 17: Sigmoid Üyelik Fonksiyon Gösterimi



2.2.2.4. Çan Üyelik Fonksiyonu

Genelleştirilmiş çan üyeliği fonksiyonu a , b , c olmak üzere üç parametreden oluşmaktadır. Fonksiyona ait matematiksel gösterim aşağıdaki gibidir:

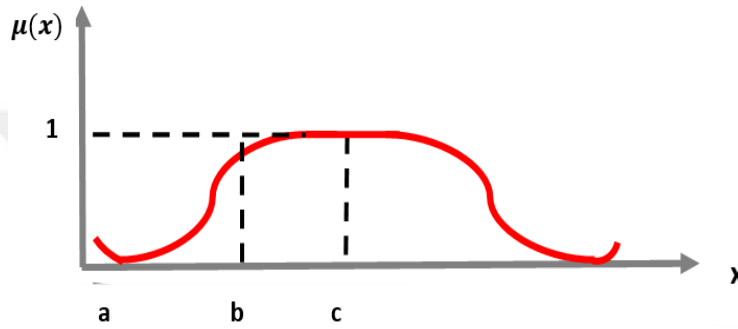
$$\mu(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}$$

Genelleştirilmiş çan üyelik fonksiyonu parametrelerinden olan a parametresi fonksiyonun genişlik katsayısını, c parametresi merkezi değeri ve b parametresi ise fonksiyona ilişkin eğim katsayısını temsil etmektedir. Jang (1993) tarafından

geliştirilen, yapay sinir ağları ve bulanık mantığın birleşiminden meydana gelen Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Sistemi (ANFIS) yönteminde kullanılması önerilen bir fonksiyondur (Jang,1993:670).

Yatay ekseninde a , b , c olan üç parametre ve dikey ekseninde 0 ile 1 arasında sürekli değerler alabilen, $\mu(x)$ olarak ifade edilen üyelik fonksiyonu ve üyelik fonksiyonuna ait üyelik derecelerinin koordinat sistemindeki gösterimi Şekil 18'deki gibidir:

Şekil 18:Çan Üyelik Fonksiyon Gösterimi

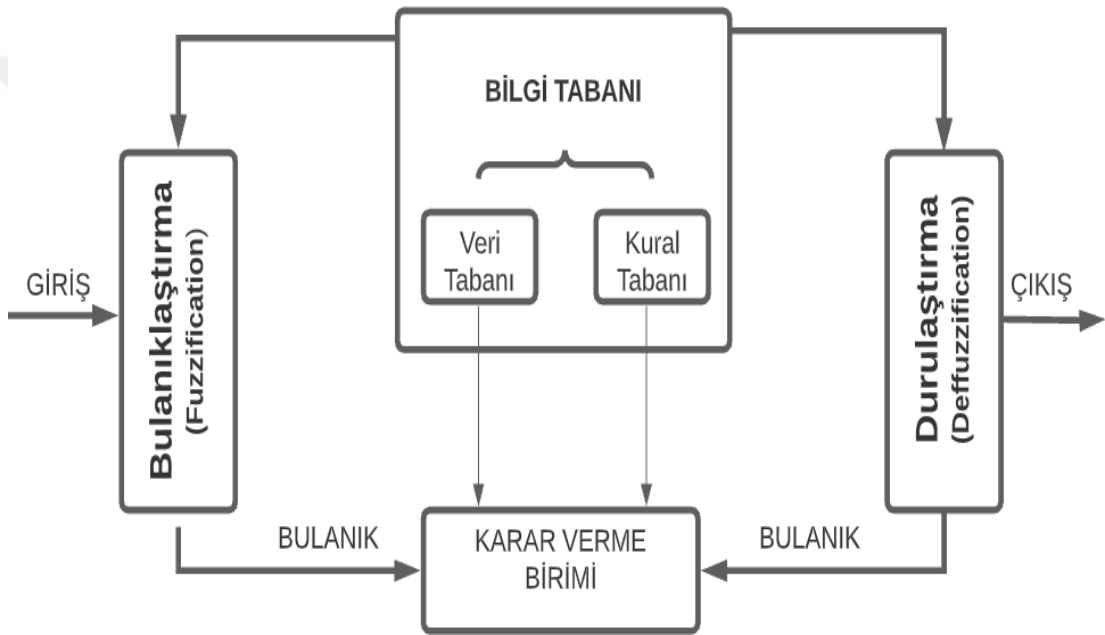


2.2.3. Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi

Günümüzde birçok olay ve karar verme süreci belirsizlik barındıran koşullarda gerçekleşmektedir. Sayısal olarak karşılığı olan değişkenler dahi, sözel olarak net bir karşılığa sahip olamayabilir. Basit bir örnek olarak hava sıcaklığının kişiden kişiye farklı dereceler için farklı kavramları çağrıştırması verilebilir. Sıcaklığın normal olduğu zamanlarda bir işin yapılması istenmesi gibi gündelik bir konuda bile muğlaklık yer almaktadır. Burada muğlaklığı oluşturan unsur normal sıcaklığın temsil ettiği derecenin net olmamasından kaynaklanmaktadır. İşletme problemlerinde ve karar verme süreçlerinde de benzer muğlaklıklar söz konusudur. Örneğin talep veya satış gibi ölçümü yapılabilen değişkenlerin tahminine yönelik yüksek, orta, düşük gibi sözel kavramlar, karar vericiler tarafından farklı değerler veya değer aralıklarını çağrıştırmaktadır. Karar verme sürecinde yardımcı olması amacıyla geliştirilen bulanık mantık teknolojileri, bilgisayar desteği ile verilen örneklerde yer alan ve bu örneklerdeki gibi birçok sözel kavramlarla ifade edilen durumlarda kullanılmaktadır (Öztemel,2006:18).

Bulanık mantığa dayalı sistemler, bulanık küme kuralları yardımıyla elde bulunan verilerden hareketle girdi değişkenlerinden çıktı değerlerinin üretilmesi şeklinde gerçekleşen sistemlerdir. Bulanık mantık süreci temel olarak reel yapının bulanıklaştırılmasından başlayıp akabinde çıkarım mekanizmasıyla bulanık önermenin işlenmesi ve işlenen bu bulanık önermenin reel yapıda karşılığını bulma işlemi olan bulanık yapının durulaştırılması şeklinde ilerlemektedir (Öztemel,2006:18-19). Bulanık mantık işleyiş sürecine ait genel yapı Şekil 19’da gösterilmektedir (Rutkowski,2004:29).

Şekil 19: Bulanık Çıkarım Sisteminin Genel Yapısı



2.2.3.1. Bulanıklaştırma ve Bulanık Kural Tabanının Oluşturulması

Araştırma problemine ait bulanık önerme değişkenlerin ve kurallarının belirlendiği, üyelik fonksiyonlarının oluşturulduğu ilk aşamadır. 0 ile 1 arasında sürekli değerlerde üyelik derecesi tanımlamaları yapılmaktadır. 0 değeri ilgili bulanık kümeye ait olmamayı temsil ederken, 1 değeri ise tam aidiyeti diğer bir değişle tam üyeliği temsil etmektedir. Hiç üye olmama ve tam üye olma dışında belli derecelerde üye olma durumu bu iki değer arasında çeşitli sayısallaştırılamayan belirsizlikten kaynaklı derecelendirilerek bulanıklaştırma işlemi gerçekleştirilmektedir (Şen, 2004:32). Bu bulanıklaştırma işleminden sonra elde edilen değişkenlere sözel ya da dilsel olarak da ifade edilebilen “dilbilimsel değişkenler” ismi verilmiştir

(Nabiyev,2005:680). Bulanık mantık sürecinde girdi olarak kullanılacak değişkenler hali hazırda dilbilimsel değişkenler ise gerçekleştirilecek olan bulanıklaştırma işleminden muaf tutulmaktadır (Sivanandam vd.,2007:119).

Bulanık kural tabanının oluşturulması, bulanık mantık çıkarım sisteminde “EĞER-İSE” kural tipinde girdi olarak kullanılan değişkenleri çıktı değişkenlerine bağlayan kurallar bütünüdür. Bu süreçte yer alan girdi ve çıktı değerleri arasındaki tüm bulanık küme bağlantılarına dair kurallar oluşturulmaktadır. Matematiksel olarak genelleştirecek olursak a girdi değişkeni olan ve b alt küme sayısına sahip bir araştırma probleminde b^a adet bulanık kural oluşturulması gerekir. Bu sayede oluşturulan her bir kural, girdi değişkenini çıktı değişkenine mantıksal olarak bağlamakta, bağlanımlar da bulanık mantık çıkarım sisteminin bulanık kural tabanı yapısını oluşturmaktadır. Özetle, bulanık mantık sürecinden çıktı değeri elde edebilmek amacıyla kullanılan girdi ve çıktı değerleri arasında kuralların sözel olarak ifade edilmesini sağlayan yapının elde edilmesi sürecidir (Chang ve Chang,2006:4).

2.2.3.2.Bulanık Çıkarım Mekanizması

Bulanık mantık sisteminde, bulanıklaştırma aşamasında belirlenen bulanık önerme değişkenleri için oluşturulan kurallara bağlı olarak sonuç değeri bulma işlemi çıkarım olarak adlandırılmaktadır. Bu işlem sonucu oluşan değerler sayısal değerden oluşuyorsa doğrudan çıktı olarak kullanılmaktadır. Oluşan değer sözel ifadelerden oluşuyorsa bir sonraki adımda yer alan durulaştırma adımına geçilmektedir (Sivanandam vd.,2007:119).

Eğer-İse kurallarından oluşan bulanık mantık tabanlı çıkarım mekanizması, sisteme tanımlanan üyelik fonksiyonları ve bulanık mantık işlemcileri aracılığıyla girdi değişkenlerini çıktı değişkenlerine eşleştirme işlemi gerçekleştirmektedir. Bu mekanizmanın Eğer-İse kural tabanının yapısına dayalı olması, insan mantığının işleme sistemine ve davranışlarına uygun şekilde çalışmasından kaynaklanmaktadır (Wang,2015:8).

Genel yaklaşım, üyelik fonksiyonlarının bir arada toplanması sonucu tüm kurallara göre ortak bir çözüm alanının belirlenmesi yönündedir. Kuralların bağlanması AND bağlacı ile gerçekleştiği takdirde oluşturulacak çözüm alanı, üyelik fonksiyonlarının minimum değeri baz alınarak yapılmaktadır. Şayet kuralların bağlanması OR bağlacı ile gerçekleşmesi durumunda ise oluşturulacak çözüm alanı,

üyelik fonksiyonlarının maksimum değeri baz alınarak yapılmaktadır (Öztemel,2006:20).

Literatürde genel olarak Mamdani ve Sugeno bulanık çıkarım yönteminden bahsedilmektedir. Ancak bunlar dışında olan çıkarım sistemleri de mevcuttur. Bu iki çıkarım yöntemine ait bulanıklaştırma aşamasında girdi değişkenlerinin bulanık kümelerine uygun üyelik fonksiyon değerleri atama işlemleri aynı şekilde gerçekleşmektedir. Farklılıklar tüm kuralların sonuçlarının, çıktı değeri elde edebilmek için tek bir değere eşleştirildiği aşamada ortaya çıkmaktadır (Wang,2015:9).

2.2.3.2.1. Mamdani Bulanık Çıkarım Yöntemi

Mamdani çıkarım sistemi, yapay zeka araştırmacısı olan Ebrahim Mamdani tarafından 1975’de, Zadeh’in bulanık algoritmalar ile alakalı çalışmasından esinlenerek buhar makinalarının denetimine yönelik uzman deneyimlerinin sözel değişken olarak oluşturduğu kurallar bütününe sürece dahil edilerek kontrolün gerçekleştirilmesi konusunda yaptığı çalışma sonucu literatüre kazandırdığı bir bulanık çıkarım yöntemidir (Kubat,2017:639).

Mamdani bulanık çıkarım süreci girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması, bulanık mantık işlemcilerle kuralların oluşturulması, “Ve-Veya-Değil” gibi bulanık küme mantıksal operatörlerinin sürece uygulanması, oluşturulan kurallara ait çıktıların bir araya getirilerek birleştirilmesi ve tek bir nihai değere dönüştürme işlemi olan durulaştırma adımlarından oluşmaktadır(Wang,2015:10, Yılmaz ve Arslan,2005:516).

Eğer-İse kural tabanına göre oluşturulmuş bir bulanık mantık kuralında, her bir kuralın çıktı kümesi, bulanık sistemde eşleştirme yoluyla karşılık gelen sayı değeri ile tekrar şekillenmekte ve bu şekillenmeler sonucu oluşan bulanık kümelerin hepsi birleştirilip, durulaştırma aşaması tamamlanarak nihai çıktı değeri elde edilmektedir. Bu yöntemin diğer yöntemlerden farklılığı çıktı değerini durulaştırma yapmadan önce bulanık değerlerle vermesidir (Wang,2015:9).

2.2.3.2.2. Sugeno Bulanık Çıkarım Yöntemi

Mamdani bulanık çıkarım yönteminden esinlenerek 1985’de ortaya atılan bir çıkarım sistemidir. Bulanıklaştırma adımı ve işlemleri Mamdani çıkarım yöntemiyle

aynı olan Sugeno yöntemine ait çıktılar tanımlanan girdi değişkenlerinin fonksiyonu şeklinde üyelik fonksiyonlarına sahip olmakta ve bu fonksiyonlar sabit ya da doğrusal bir yapıda sonuç vermektedir (Öztürk vd., 2010). Araştırma probleminde yer alan değişken sayısının çok olmadığı, bulanık alt kümelere ayırmada problemle karşılaşılan durumlarda sıklıkla tercih edilen bir çıkarım yöntemidir. Hesaplama kolaylığı, doğrusal olmayan yapıların kontrolünde doğrusal teknik kullanım gücüne sahip olması, optimizasyon ve uyarlanabilir tekniklerle eş zamanlı çalışabilmesi, matematiksel analizin mümkün olması gibi avantajlarından dolayı uyarlanabilir ağ yapısına dayalı modellerde genellikle Sugeno tipi çıkarım mekanizması ile çalışılmaktadır (Yılmaz ve Arslan,2005:517).

2.2.3.3.Bulanıklaştırma

Araştırma problemine ait bulanık önerme değişkenlerinin ve kurallarının belirlendiği, üyelik fonksiyonlarının oluşturulduğu ilk aşamadır. 0 ile 1 arasında sürekli değerlerde üyelik derecesi tanımlamaları yapılmaktadır. 0 değeri ilgili bulanık kümeye ait olmamayı temsil ederken, 1 değeri ise tam aidiyeti diğer bir değişle tam üyeliği temsil etmektedir. Çeşitli nedenlerle belirsizlik içeren değişkenler bu iki değer arasında derecelendirilerek bulanıklaştırma işlemine tabi olmaktadır (Şen, 2004:32). Bu bulanıklaştırma işleminden sonra elde edilen değişkenlere sözel ya da dilsel olarak adlandırılan “dibilimsel değişkenler” denilmektedir (Nabiyev,2005:680).

2.2.3.4. Bulanık Önerme İşlemi

Bulanıklaştırma aşamasında belirlenen bulanık önerme değişkenlerinin kuralları yardımıyla incelenen problemin çözüm alanının ne olduğunun belirlenmesi aşamasıdır. Genel yaklaşım, üyelik fonksiyonlarının üst üste konulması sonucu tüm kurallara göre ortak bir çözüm alanının belirlenmesi yönündedir. Kuralların bağlanması AND bağlacı ile gerçekleştiği takdirde oluşturulacak çözüm alanı, üyelik fonksiyonlarının minimum değeri baz alınarak yapılmaktadır. Şayet kuralların bağlanması OR bağlacı ile gerçekleşmesi durumunda ise oluşturulacak çözüm alanı, üyelik fonksiyonlarının maksimum değeri baz alınarak yapılmaktadır (Öztemel,2006:20).

2.2.3.5. Durulaştırma

Bulanıklaştırma işlemi uygulanmış bir küme ya da sayının tam sayıya dönüştürülmesi işlemine, İngilizce karşılığı Defuzzification olan ve dilimizde bulanık olmama durumunu ifade etmede kullanılan durulaştırma işlemi denir. Durulaştırma aşamasında, sonuç olarak tek bir yargı ortaya çıktığı için elde edilen çözüm alanından bir değer elde edilmektedir. Bu tek bir çözüm değeri, bulanık mantık önermelerinde genel olarak üyelik değerinin maksimum olduğu noktanın almış olduğu değer şeklinde bulunmaktadır. Çözüm alanında maksimum üyelik değeri belirlenememesi durumunda yapılacak işlem en yüksek üyelik değerine sahip noktaların ortalamasının alınması şeklinde olabileceği gibi çözüm alanının ağırlık merkezine karşı gelen nokta da sonuç değeri bulmada tercih edilebilir. Bu sayede fonksiyon değeri sadece 0 ya da 1 olmamakta, bu iki değer arasında bulunan değerler de alabilmektedir (Işıklı,2008:7).

2.2.4. Bulanık Zaman Serileri

Dilsel ifadelere dayalı verilerin analizinde belirsizliği daha belirginleştirme mantığına dayalı bulanık mantık ve bulanık küme teorisi ilk olarak Zadeh tarafından önerilen yöntemdir. Bulanıklığın zamana bağlı değişimine yönelik boyutta analiz yapabilmek amacıyla Zadeh tarafından önerilen bulanık küme teorisi ve bulanık mantık yöntemine dayalı bulanık zaman serisi modeli ilk olarak Song ve Chissom tarafından “Birinci Dereceden Bulanık Zaman Serisi Modeli” ismiyle ortaya atılmıştır (İnceoğlu,2010:12). Amerika’da bulunan Alabama Üniversite’sine kayıtlı olan öğrencilere ait kayıt bilgileri kullanılarak, gelecek dönem kayıt tahmini yapılması maksadıyla bulanık mantık yardımıyla zaman serisi verilerine ait bir tahmin modeli geliştirilmesi istenmiştir.

Klasik zaman serileri analizi gerçek hayatta zamana bağlı değişen serilerin değişen yapısını, barındırdığı dinamizmi ve buna bağlı belirsizliği ifade etmekte her zaman yeterli olmamaktadır. Gün içerisinde birçok faktöre bağlı olarak değişen hava sıcaklığını örnek olarak gösterecek olursak, bu değişimin azlık veya çokluk yönünde sıcak, ılık veya soğuk şeklindeki dilsel ifadeleri net şekilde temsil edebilecek değerlerin sınırları kesin değildir. Kesin olmayan durumların yaratmış olduğu belirsizlik, bulanık mantıktan hareketle bulanık kümeler ile temsil edilerek analiz edildiğinde gerçeğe daha yakın ve dolayısıyla daha tatmin edici sonuçlar elde edilmiş

olacaktır. Zaman serisine ait gözlem değerlerinin bulanık kümeler yardımıyla ifade edilmesine bulanık zaman serisi denir.

Zadeh'in ortaya atmış olduğu bulanık küme teorisinden esinlenerek, bulanık zaman serisi kavramı ilk olarak Song ve Chissom tarafından ortaya atılmıştır. Belirsizlik barındıran serilerin daha belirgin olmasına imkan tanıyan bu yöntemin en önemli özelliklerinden biri, klasik zaman serisi yöntemlerinde gerekli olan varsayımlara ihtiyaç duyulmamasıdır. Ayrıca klasik zaman serisi yöntemlerine kıyasla daha tatmin edici sonuçlar verdiği için bulanık zaman serisi yöntemleri kullanım tercihi günümüzde artış eğilimi göstermektedir.

Bulanık zaman serisi yardımıyla tahmin eyleminin gerçekleştirilme süreci beş temel adımda gerçekleşmektedir (Song ve Chissom,1994:2):

- Evrensel küme tanımlanır.
- Evrensel küme, belirlenen aralık genişliği ile alt aralıklara bölünür.
- Alt aralıklar yardımıyla bulanık kümeler belirlenir.
- Bulanık kümeler yardımıyla bulanık ilişkiler belirlenir. Bu adımda w olarak ifade edilen kaç geçmiş dönemin etkili olduğu geçmiş dönem değeri belirlenerek ilişki matrisi hesaplanmaktadır.
- Durulaştırma işlemi ile tahmin değerleri elde edilir.

Bulanık zaman serilerinin tahminde kullanımına yönelik birçok yöntem geliştirilmiştir. Ancak tüm geliştirilen yöntemlere temel olan Chen ve Hwang tarafından önerilen yöntemler olması nedeniyle bu bölümde, talep tahmin yöntemi olarak kullanılacak olan Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yönteme ait işlem adımlarına yer verilmiştir.

2.2.4.1. Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemi

1998 yılı öncesine kadar bu alanda önerilen yöntemlerin işlem hızını arttırmaya ve ortalama tahmin hatasını azaltmaya yönelik ortaya atılan bu yöntemde, geçmişten elde edilen zaman serisi verilerinin değişim değerlerinin hesaplanarak, tahmin değerlerinin elde edilmesine imkan tanıyan yeni bir yaklaşım sunmaktadır.

Bu yöntemde, bulanık zaman serisi ile tahmin probleminin çözümüne yönelik zamana bağlı değişimin sürece dahil edilmesiyle iyi sonuçlar elde edileceği öne

sürülmüştür. Önerilen bu yöntemin çıkış noktasını oluşturan fikir, içinde bulunulan yıla ait ilgilenilen değişken değerindeki değişimin, geçmiş dönemlerdeki değişimlerin eğilimi ile ilişkili olmasına dayanmaktadır. Bu bakımdan içinde bulunulan dönemin tahmin edilmesi istenen değişkenine ait değer ile bir önceki yıla ait değer arasındaki fark hesaplanarak değişim değeri elde edilir. İlgili işlem tüm dönemlere uygulanarak değişim değerleri hesaplanmaktadır. Bu hesaplamaların ardından, tahmin edilmesi istenen yıla ait geçmiş dönem değişim derecesi belirlenerek sistematik hesaplamalar yapılmaktadır. Değişim değerlerinin ilişki yapısına bağlı oluşturulan ve yapılan sistematik hesaplamalar sonucu tahmin değerleri elde edilmektedir. Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yaklaşım, daha önce öne sürülen yöntemlere kıyasla daha basit aritmetik işlem süreci ve daha az hata ile tahmin yapma gibi avantajlar barındırmaktadır (Hwang vd.,1998 :218).

Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntemeye dayalı talep tahmin süreci aşağıda yer alan adımlarla gerçekleştirilmiştir.

- Geçmiş dönem talep verilerine ait değerler arasındaki değişimler hesaplanır. Minimum ve maksimum değişim değerleri belirlenerek, evrensel kümeye ait sınır aralıkları tanımlanır ($U=[D_{\min}-D_1, D_{\max}+D_2]$).
- Uygun aralık genişliğine göre evrensel küme alt aralıklara bölünmektedir. ($u_i, i=1,2,\dots,b$).
- Oluşturulan alt aralıklara bağlı olarak bulanık küme tanımlaması yapılmaktadır. Örneğin 7 alt aralığa sahip bir problem için A_1 büyük azalış, A_2 azalış, A_3 küçük azalış, A_4 ne artış ne azalış, A_5 küçük artış, A_6 artış ve A_7 büyük artış durumları için kullanılan bulanık kümelerdir. Değişim değerleri, sınırları içerisinde yer aldığı alt aralık grubuna göre ilgili bulanık küme ataması gerçekleştirilerek bulanıklaştırma işlemi yapılmaktadır.
- Tahmin edilmesi istenen dönem için baz alınacak ve yararlanılacak dönem sayısı (w) belirlenir. İlgili döneme ait tahmin için bir önceki dönem değişimi kriter (C_t) matrisi ve diğer geçmiş dönemlere ait değişimler operasyon matrisi ($O^w(t)$) olarak isimlendirilen matrisler oluşturulur. İlgili matrisler aşağıda gösterildiği gibidir:

$$C(t) = F(t-1) = [C_1 \quad C_2 \quad \dots \quad C_m]$$

$$O^w(t) = \begin{bmatrix} F(t-2) \\ F(t-3) \\ \dots \\ F(t-w-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} O_{11} & O_{12} & \dots & O_{1m} \\ O_{21} & O_{22} & \dots & O_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ O_{w1} & O_{w2} & \dots & O_{wm} \end{bmatrix}$$

Oluşturulan kriter ve operasyon matrisi çarpılarak ilişki matrisi ($R(t)$) olarak adlandırılan matris elde edilir. İlişki matrisi ile bir önceki dönem ve geçmişe ait diğer dönemlerin değişimleri arasındaki ilişki anlaşılmaktadır. İlişki matrisi aşağıda gösterildiği gibidir:

$$R(t) = \begin{bmatrix} O_{11}x C_1 & O_{12}x C_2 & \dots & O_{1m}x C_m \\ O_{21}x C_1 & O_{22}x C_2 & \dots & O_{2m}x C_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ O_{w1}x C_1 & O_{w2}x C_2 & \dots & O_{wm}x C_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & \dots & R_{1m} \\ R_{21} & R_{22} & \dots & R_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{w1} & R_{w2} & \dots & R_{wm} \end{bmatrix}$$

- Hesaplanan ilişki matrisinde yer alan sütunlarda maksimum değere sahip üyelik dereceleri belirlenir.

$$F(t) = [Max(R_{11}, R_{12}, \dots, R_{w1}), Max(R_{12}, R_{22}, \dots, R_{w2}) \dots Max(R_{1m}, R_{2m}, \dots, R_{wm})]$$

- Tahmin değerlerinin elde edilebilmesi için durulaştırma işlemine geçilir. Burada üç farklı durum söz konusu olabilmektedir. Birinci durum tahminlenmiş bulanık değişim değerleri arasında maksimum değere sahip bir üyelik derecesinin olduğu durumdur. İlgili bulanık küme belirlenerek orta noktanın hesaplanması ile değişime ait tahmin değeri elde edilmiş olur. İkinci olası durum, dönemler için tahmin edilmiş bulanık değişim değerleri arasında maksimum değer sayısının birden çok olması durumudur. Bu durumda üye olunan bulanık kümeler belirlenir ve ilgili kümelerin orta noktalarının aritmetik ortalaması, tahmin edilen değişim değerine karşılık gelir. Üçüncü olası durum ise bulanık değişim değerlerinin tümünün sıfır olması durumudur. Böyle bir durumda maksimum söz konusu olmayacağı için tahmin edilen değişim değeri de sıfır olacaktır.

- İçinde bulunulan döneme ait tahmin değerinin hesaplanması, önceki yıla ait gerçek değere tahmin edilen değişim değerinin eklenmesi ile gerçekleşmektedir.

2.3. SİNİRSEL BULANIK MANTIK YAKLAŞIMI

İnsan beyninin çalışma prensibi baz alınarak geliştirilmiş olan yapay sinir ağları yöntemi verilerden öğrenme ve öğrendiği bilgilerden hareketle yeni bilgiler türetebilme gibi özelliklere sahiptir. Ancak sinir hücrelerinin veriyi işleme ve sonuç çıkarma mekanizmasında yer alan ağırlık katsayılarının anlamsal özelliklerine açıklık getirememesi özelliği de YSA'nın eksik olduğu noktadır. Bu eksik noktanın bulanık mantık sisteminin sahip olduğu dilsel ifadelerle problemin çözümüne yönelik ağırlık

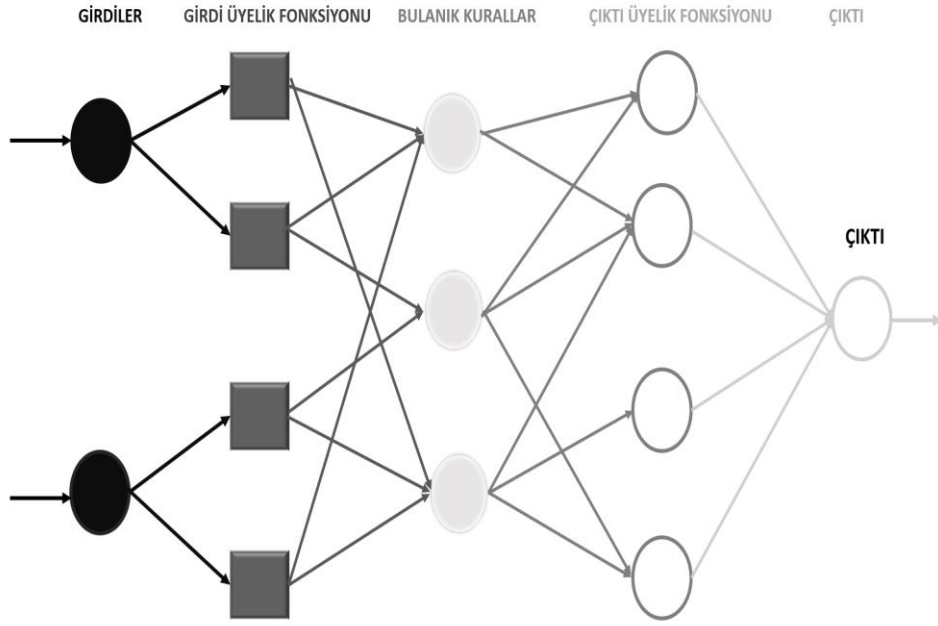
katsayılarını anlamlandırabilme yeteneği ile tamamlanması, yapay zeka tabanlı hibrit bir yaklaşımı gündeme getirmektedir. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı olarak adlandırılan bu sistem bahsi geçen iki yapay zeka yönteminin üstün yeteneklerinin bir arada kullanılmasına imkan sağlamaktadır (Baykal ve Beyan, 2004:416).

2.3.1. Bulanık Mantık Sistemi ve Yapay Sinir Ağları Teknolojilerinin Birleşimi

Sinirsel bulanık mantık sistemi, YSA'nın paralel hesaplama, öğrenme ve öğrendiği bilgilerden hareketle yeni bilgiler türetebilme yeteneği ile belirsizlik barındıran problemlerde insan düşünce sistemini ve karar verme mekanizmasını modele yansıtma, bağlı olarak çıkarım yapabilme gibi üstünlükleri bulunan bulanık mantığın birleşiminden meydana gelen, sinirsel bulanık mantık olarak da adlandırılan yapay zeka tekniği olan hibrit bir tekniktir. Bu iki yapay zeka teknolojisinin sahip olduğu yeteneklerin birleşimi sonucu sisteme tanımlanan girdi veya girdilere ait veriler ve bağlı oluşan çıktı verileri arasındaki ilişki yapısı ortaya konularak, bu ilişki yapısı sayesinde yeni girdi verileri ile elde edilebilecek çıktı değerleri sayesinde tahmin ve karar verme sürecinde destek alınan tekniktir. Bu teknikte incelenen problemin doğasına özgü bir sinirsel ağ modellemesi yapıldıktan sonra problem çözüme kavuşmaktadır (Baykal ve Beyan,2004b:425).

Sinirsel Bulanık mantık yaklaşımı kontrol, veri analizi, tahmin, karar destek gibi birçok farklı amaçla kullanılan hibrit bir yöntemdir. Bu yöntem YSA'nın öğrenme algoritması sayesinde öğrenebilme yeteneğine sahip bulanık sistemdir. Sisteme tanımlanan girdi değişkenlerinden hareketle üyelik fonksiyonları yardımıyla bulanık kurallar üretebilen ve çıktı değerlerine dönüştüren bu sistem, ileri beslemeli çok katmanlı sinir ağı gibi düşünülebilir (Uygunoğlu ve Yurtcu,2006 :64). Sisteme ait katmanları daha iyi ifade edebilmek amacıyla aşağıda Şekil 20'de beş katmanlı sinirsel bulanık sisteme ait ağ mimarisi yer almaktadır. Birinci katman girdi değişkenlerinin yer aldığı girdi katmanıdır. İkinci katman girdi değişkenleri için tanımlanan üyelik fonksiyonlarının yer aldığı katmandır. Üçüncü katman bulanık kuralların yer aldığı gizli katmandır. Dördüncü katman çıktı üyelik fonksiyonlarının bulunduğu katman ve beşinci katman ise çıktının yer aldığı son katmandır.

Şekil 20:Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi Ağ Mimarisi



Kaynak:Tozan,2009:56.

Sinirsel bulanık mantık tekniğine göre oluşturulan ağ modellemesinin özellikleri aşağıda yer almaktadır (Jang,1993:666-682):

- Şartı temsil eden Eğer-İse bulanık kurallarının kullanımı sayesinde insan düşünce sistemi, tecrübeleri araştırma problemin modellenmesi sürecine dahil edilmektedir.
- Lineer olmayan kompleks modellemeler, sınıflandırma ve tahmin problemlerinde yapay sinir ağları yönteminin daha etkin sonuçlar elde edilmesine olanak sağlamaktadır.
- Sinirsel bulanık ağ modelinin kurulması, örneğe ait bilgilerin ya da verilerin sisteme dahil edilmesiyle mümkün olmaktadır.
- Oluşturulan sinirsel bulanık ağ modeli, belli seviyelerde oluşacak hata değerlerine karşılık toleransa sahiptir.

Literatür incelendiğinde sinirsel bulanık yaklaşım ile alakalı ANFIS, FuNE, RuleNet, GARIC, NEFPROX, NEFCON, NEFCLASS, FALCON gibi genelde de ileri beslemeli çok katmanlı sistemlerden oluşan çeşitli modellerin en sık kullanılan modeller olduğu görülmektedir (Elmas,2011:322). Bu çalışmada ismi geçen modellerden dilimizdeki karşılığı Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) olan model tercih edilmiştir.

2.3.2. Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems “ANFIS”)

Uyarlanabilir (Adaptif) Ağ Mimarisine Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi 1993 yılında Jang tarafından ortaya atılmış sinirsel bulanık mantık çıkarım sistemidir. İngilizce karşılığı Adaptive Neuro Fuzzy Inference System olan bu çıkarım sistemi, baş harflerin birleşiminden oluşan ANFIS kısaltmasıyla kullanılmaktadır.

ANFIS adı verilen bu sinirsel bulanık mantık hibrit modeli fonksiyonel yapı olarak Sugeno bulanık çıkarım sistemine göre oluşmaktadır. Şartı temsil eden eğer-ise bulanık kuralları ve girdi-çıkı verilerinin kullanıldığı bu yapının eğitim aşamasında öğrenme ve öğrendiği bilgilerden hareketle yeni bilgiler türetebilme özelliğine sahip YSA'nın öğrenme yeteneğinin kullanıldığı bir süreçte sahip olması itibariyle genellikle tercih edilen bulanık çıkarım sistemi modellerindendir (Güngör ve Tortum,2007:79).

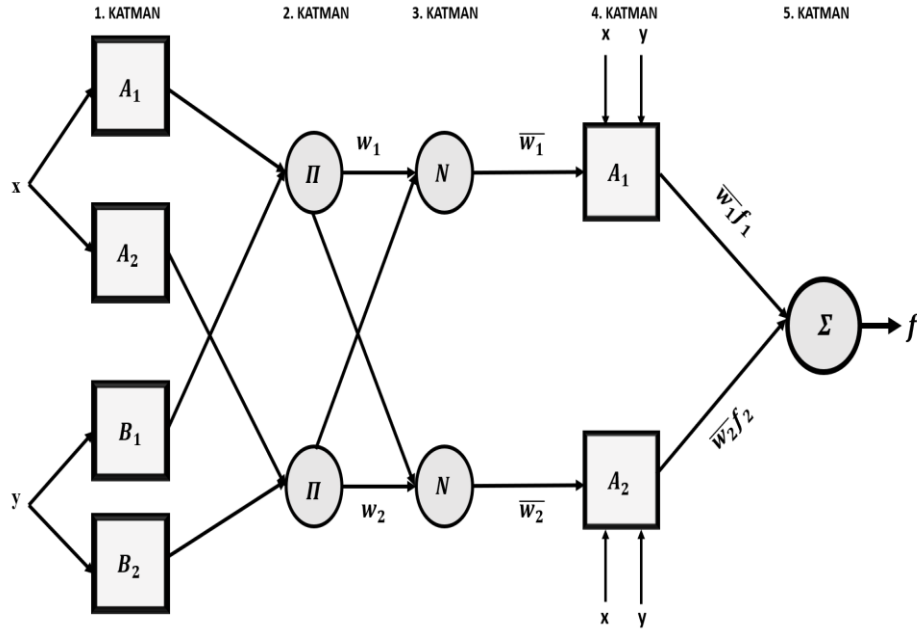
ANFIS, sinir ağlarına ait öğrenme algoritmasını kullanarak bulanık mantık sisteminde yer alan parametrelerin değerlerini hata değerini en az seviyeye getirecek şekilde optimize eden sistemdir. Doğrusal yapıya sahip olmayan fonksiyonlara ait problemlerin modellenmesinde ve düzensiz bir veri yapısına karşılık gelen kaotik zaman serisi verilerinin öngörü problemlerinde sıklıkla kullanılmaktadır (Yücel,2010:35, Dokur vd.,2019:1059).

2.3.3. ANFIS Ağ Mimarisi ve Genel İşleyişi

ANFIS ağ mimarisi, elde bulunan girdi değerlerine karşılık gerçekleşen çıktı değerlerinin nasıl ve ne şekilde gerçekleştiğine yönelik otomatik şekilde kurallar bütünü oluşturabilme üstünlüğüne sahip olan, temelde beş katmandan oluşan bir yapıdır.

ANFIS ağ mimarisi, şekil itibariyle nasıl olduğunu daha iyi kavrayabilmek amacıyla Şekil 21’de gösterildiği gibi x ve y girdileri olan iki girdili ve 5 katmandan oluşan bir ANFIS ağ yapısı ile açıklanacaktır.

Şekil 21:ANFIS Ağ Mimarisinin Genel Yapısı



Kaynak : Jang,1993:668.

Ağ mimarisinde yer alan katmanlarda gerçekleşen işlemleri basit bir şekilde açıklayabilmek için x ve y olarak sisteme tanımlanmış iki girdili ve bir çıktılı ağ mimarisi üzerinden gösterilecektir. If-then yani eğer-ise kural tabanı yapısına göre yazılacak kurallar aşağıdaki gibidir:

Kural 1: Eğer $x = A_1$ ve $y = B_1$ ise $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

Kural 2: Eğer $x = A_2$ ve $y = B_2$ ise $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

Yukarıda yer alan kural tabanında A_1 , B_1 , A_2 ve B_2 probleme yönelik uzmanlar tarafından belirlenen sözel değişkenleri temsil etmektedir. Ayrıca kural tabanında oluşturulan çıktı denkleminde yer alan p_1, q_1, r_1 , p_2, q_2 ve r_2 öğrenme sürecinde oluşan çıktı fonksiyon parametreleridir.

Şekil 21'den de görüldüğü üzere ANFIS ileri beslemeli sinir ağı mimarisinden oluşan bir yapıdır. Sisteme eğitim veri seti ve eğitimi gerçekleştirecek algoritma tanımlandıktan sonra ağ eğitimi gerçekleşir. Eğitim sürecine hata değeri azalana kadar uyarlanabilir parametreler sürekli güncellenir.

Şekil 21'den hareketle ANFIS yapısında bulunan katmanlara ait açıklamalar aşağıda yer almaktadır (Jang,1993:669-670, Nayak vd.,2004:55-56):

KATMAN 1: Bu katman girdi, bulanıklaştırma veya buzlanma katmanı gibi birçok farklı şekilde isimlendirilmektedir. Şekil 21’de yer alan x ve y girdi değerlerinden beslenen bu katman, A_1 , A_2 , B_1 ve B_2 olarak ifade edilen sözel değişkenlere ait bulanık kümelerin üyelik işlevlerine dönüştürme yani üyelik fonksiyon derecelerinin ne olduğunun belirlendiği katmandır. Bulanıklaştırma katmanında üyelik fonksiyonları yardımıyla bulanık kümelere ayırma işlemi genel olarak ANFIS yapısının kurucusu olan Jang’ın önerisiyle genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu ile gerçekleştirilmektedir. Ancak literatüre bakıldığında genelleştirilmiş çan tipi fonksiyon dışında sigmoid, üçgen ve gaussian gibi üyelik fonksiyon yapılarının da kullanıldığı da görülmektedir. Bulanık mantık sisteminde üyelik fonksiyonun genel gösterimi (μ_x) şeklindedir. ANFIS ağ mimarisinin bulanıklaştırma katmanında bulanık kümelere ayırma işlemi gerçekleştikten sonra elde edilen ve $\mu_{A_i}(x)$ ve $\mu_{B_i}(y)$ olarak gösterilen üyelik fonksiyon dereceleri belirlenerek bu katmanın çıkış değeri, bir sonraki katmanın da girdi değeri olmaktadır. Bu katmanda gerçekleşen üyelik derecesi hesaplama işlemi seçilen fonksiyon yapısına bağlı olarak değişmektedir. Sıklıkla kullanılan çan tipi fonksiyonu ile üyelik derecesi aşağıda yer alan denklemlerden herhangi biri ile hesaplanmaktadır.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad \text{veya} \quad \mu_{A_i}(x) = \exp \left\{ - \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right\}$$

Üyelik derecelerinin hesaplandığı bu formüllerde yer alan ve öncül parametre olarak adlandırılan a_i , b_i ve c_i , optimize edilmesi istenen parametrelerdir.

KATMAN 2: Kural katmanı olarak da isimlendirilmektedir. Katmanda yer alan düğümler sugeno çıkarım modeline göre oluşturulan kuralları temsil etmektedir. Katman 1’de gerçekleşen işlemler sonucu oluşan üyelik fonksiyon derecelerinin çarpımının gerçekleştiği kural katmanı, nihai olarak sahip olduğu düğümlere ait tetikleme ya da ateşleme gücü olarak adlandırılan çıktılar elde edilmektedir. İlgili çıktı değeri aşağıdaki gibi matematiksel olarak formüle edilebilir:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y), i = 1, 2.$$

İlgili formülasyonda i alt indisi katmanda yer alan düğüm sayısına karşılık gelmektedir.

KATMAN 3: Katmanda gerçekleştirilen matematiksel işlemlerden dolayı bu katman normalizasyon katmanı olarak da isimlendirilmektedir. Yukarıda ANFIS ağ mimarisinde yer alan ve içerisinde N yazılı olan düğümler normalizasyon işleminin

gerçekleştirilmesinden dolayı bu şekilde ifade edilmiştir. Kural katmanının çıktı değeri olan ateşleme gücü değerleri bu katmanda girdi verisi olarak kullanılmaktadır. Her bir düğümde oluşan ateşleme gücünün, toplam ateşleme gücü içindeki payı hesaplanarak bu katmanın çıktı değeri oluşturulmaktadır. İlgili çıktı değeri aşağıdaki gibi matematiksel olarak formüle edilmektedir:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2.$$

KATMAN 4: Bu katmanda tüm kuralların, çıktılarına etkisinin ne kadar olduğu hesaplanmaktadır. Sonuç, arındırma ya da durulaştırma katmanı olarak da isimlendirilen bu yapıda bulunan ve yukarıdaki şekil 21’de kare ile gösterilen kutular uyarlanabilir düğümler olarak adlandırılmaktadır. Bu düğümler genel fonksiyon yapısı itibariyle derecesi bir olan ve çıkarım sistemi sugeno olan fonksiyonlardır. İlgili çıktı değeri aşağıdaki gibi matematiksel olarak formüle edilmektedir:

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i$$

KATMAN 5: Çıktı veya toplam katmanı olarak da isimlendirilen bu katman, şekil 21’de gösterilen ve 5. Katmana ait düğümde yer alan Σ sembolü ile temsil edildiği üzere, arındırma katmanından gelen sinyal değerlerinin toplamı hesaplanmaktadır. Böylece uyarlanabilir ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemine ait sonuç bulunmuş olur. İlgili sonuç değeri aşağıdaki gibi matematiksel olarak formüle edilmektedir:

$$\sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

2.3.4. ANFIS Model Kurulumu

ANFIS modelinin kurulumu aşamasında girdi olarak kullanılacak değişkenlerin, üyelik fonksiyon tipi ve sayısı, kural katmanı için kural sayısı ve üyelik fonksiyonlarına ait parametrelerin başlangıç değerleri belirlenmektedir. Model yapılandırılması genellikle uzman bilgisinin deneyimine dayalı gerçekleştirilse de, bazı durumlarda en iyi ölçütlerin belirlenmesinde yeterli olmamaktadır. Bu durumda uygun ölçütlerin belirlenmesine yönelik yapılacak denemeler ile sonuca ulaşmak zaman maliyeti yaratacaktır. Bu süreci iyileştiren ve bulanık model performansını arttıran farklı bulanık kümeleme yöntemleri geliştirilmiştir. Bu geliştirilen kümeleme yöntemlerinden sıklıkla kullanılanlar Izgara Bölümleme olarak dilimize çevrilen Grid Partitioning (GP), Eksiltici Kümeleme olarak dilimize çevrilen Subtractive Clustering

(SC) ve Bulanık C-Ortalamlar Kümeleme olarak dilimize çevrilen Fuzzy C-Means Clustering (FCM) olarak sıralanabilir. Yöntemlerin arka planında yer alan ana düşünce, bulanık kurallara ait tahminin sisteme tanımlanan giriş çıkış verileri arasındaki ilişki yapısının öğrenilmesi sonucunda yapılmasıdır. Çalışmanın uygulama kısmında bahsi geçen yöntemlerden GP kullanılacağı için, aşağıda sadece GP'ye ait açıklamaya yer verilmiştir (Benmouiza ve Cheknane,2019:34-35).

Izgara Bölümleme (Grid Partitioning, GP): ANFIS ağ yapısının eğitim sürecini başlatmadan önce bu kümeleme yöntemi ile üyelik fonksiyon sayısı ve türüne göre ızgara şeklinde alanlara bölen bir yapıdır. Bu yapının temel fikri, modelde yer alan girdi değişkenleri için tanımlanan üyelik fonksiyonlarının tüm muhtemel kombinasyonların hesaplanması sonucu kurallar oluşturulmasıdır. Dolayısıyla modele ait girdi değişken sayısının artması ile oluşacak kural sayısı da artış eğilimi gösterecektir. Kural sayısının artış eğilimi hızlı olduğundan ANFIS modelinin performansını olumsuz yönde etkileyecektir. Bu problem “*curse of dimensionality*” olarak ifade edilmektedir (Kaya,2018:53).

2.3.5. ANFIS Modelinin Eğitimi ve Öğrenme Algoritmaları

Bir ANFIS ağ mimarisinde optimize edilmesi gereken iki parametre türü vardır. Bunlardan ilki üyelik fonksiyon şeklini tanımlayan öncül (a_i, b_i ve c_i) parametrelerdir. Diğeri ise ANFIS sisteminin genel çıktısını tanımlayan soncul veya sonuç (p_i, q_i, r_i) olarak adlandırılan parametrelerdir. Uyarlanabilir ağ sisteminin temel öğrenme kuralı geri yayılım algoritmasıdır. Bu algoritma ilgili parametrelerin tahmininde gradient descent olarak bilinen ve dilimizdeki karşılığı gradyan iniş olan optimizasyon tekniğine dayalıdır (Rumelhart vd., 1986: 533). Jang, sadece gradyan iniş yönteminin yavaş ilerlediğini öne sürerek bu yöntemle beraber parametrelerin optimizasyonu için en küçük kareler yönteminin de öğrenme sürecine dahil edilmesini önermiştir. Bu hibrit algoritma önerisi tek çıktıya sahip uyarlanabilir ağ için aşağıda gösterildiği gibidir (Jang,1993:679-680, Nayak vd.,2004:56-57):

$$çıkıtı = F(\vec{I}, S)$$

$\vec{I}$ girdi değişkenlerine ait kümeyi, S ise parametrelere ait kümeyi temsil etmektedir. F fonksiyonu ile bileşke fonksiyon yapısı oluşturacak bir H fonksiyonunun olduğu varsayılmaktadır. Bu bileşke fonksiyon ($H^{\circ}F$), S parametre

kümesinin doğrusal öğelerini içeriyorsa, bu öğeler en küçük kareler yöntemi ile tanımlanabilir. Bu durumda parametre kümesi iki bileşene ayrılabilir.

$$S = S_1 \oplus S_2$$

Yukarıda yer alan bileşen eşitliğinde $\oplus$ sembolü doğrudan toplamı temsil etmektedir. S_1 öncül parametrelere, S_2 ise soncul parametrelere denk gelmektedir. Gradyan iniş ve en küçük kareler yönteminin birlikte kullanımı ile uyarlanabilir ağ mimarisine ait öncül ve soncul parametreleri güncellenerek öğrenme süreci tamamlanmaktadır. Gradyan iniş optimizasyon tekniği öncül parametrelerin doğrusal olmayan başlangıç parametrelerinin düzenlenmesinde kullanılırken, en küçük kareler metodu ise doğrusal olan ve soncul parametrelerin düzenlenmesinde kullanılmaktadır.

$H \circ F$ bileşke fonksiyonu S_2 kümesinin doğrusal kombinasyonu olarak aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$H(\text{çıktı}) = H \circ F(\vec{I}, S)$$

Uyarlanabilir ağ sisteminin öğrenme sürecinde S_1 öncül parametre kümesine ait değerler aşağıdaki matris denkleminde elde edilmektedir:

$$AX = B$$

Denklemden yer alan X vektörü, S_2 parametre vektörü elemanlarından oluşan bilinmeyen vektörü temsil etmektedir. $|S_2| = M$ olmak üzere; A vektörü ($P \times M$), X vektörü ($M \times 1$) ve B vektörü ($P \times 1$) boyutlu vektörlerdir. Burada geçen P boyutu eğitim veri çiftlerinin sayısını, M ise doğrusal parametre sayısını temsil etmektedir. Eğitim veri çifti sayılarının doğrusal parametre sayısından büyük olma durumu problemde aşırı belirlenme sorunu yaratmakta ve $AX = B$ denklemi ile kesin çözüm sağlanamamaktadır. X bilinmeyen vektörü için en iyi çözüm en küçük kareler yöntemi ile aranır. En uygun çözüm hataların karelerini minimum yapan $\|AX - B\|^2$ denklem ile bulunmaktadır.

Şekil..’de(jangın ağ mimarisi şekli) yer alan uyarlanabilir ağ mimarisine göre öncül parametre değerleri sisteme tanımlandığında, soncul parametrelerin doğrusal kombinasyonları sonucu oluşan toplam nihai çıktı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$\begin{aligned} f &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \end{aligned}$$

Özetle S parametre kümesi, öncül parametrelerin yer aldığı S_1 ve sonuç parametrelerinin yer aldığı S_2 alt kümelerine bölünmüştür. Bu alt kümelere ayırma

işlemi uyarlanabilir ağ sisteminin öğrenme sürecinin gerçekleşmesi için yapılan bir işlemidir. Öğrenme sürecine ait hibrit öğrenme algoritmasında gradyan iniş ve en küçük kareler yöntemi kullanılarak ANFIS ağ sisteminin parametreleri için optimum değerler elde edilmektedir. Algoritmanın ileri doğru geçiş sürecinde çıktı düğümü ağ mimarisinde bulunan katman 4' e kadar işlem gerçekleştirmekte ve sonuç parametreleri en küçük kareler yöntemiyle tanımlanmış olmaktadır. Öğrenme algoritmasının geri doğru geçiş sürecinde ise hata sinyalleri geriye doğru iletilerek öncül parametreleri gradyan iniş yöntemi ile güncellenir. Bu işlem bir döngü şeklinde parametreler optimal çözüm alanına sahip olana kadar yani öncül parametreler sabitlenene kadar devam etmektedir.

2.4. YAPAY ZEKAYA DAYALI TAHMİN YÖNTEMLERİ HAKKINDA LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde tez çalışmasının uygulama kısmında kullanılan YSA, bulanık zaman serisi yöntemlerinden Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem ve ANFIS kullanılarak yapılan ve yazına geçmiş bazı tahmin çalışmalarına değinilecektir.

Hwan, Chen ve Lee (1998) Alabama Üniversitesi'ne kayıtlı öğrenci sayılarını kullanarak geliştirdikleri algoritma ile tahmin yapmışlardır. 1971-1992 yıllarını kapsayan zaman aralığına ait yıllık kayıt sayılarının değişim değerleri hesaplanarak evrensel küme 6 alt aralığa bölünmüştür. Akabinde A_1 büyük azalış, A_2 azalış, A_3 değişim yok, A_4 artış, A_5 büyük artış ve A_6 çok büyük artış olmak üzere bulanık kümeleri temsil eden dilsel ifade tanımlaması yapılmıştır. Değişim değerleri bulanıklaştırma işlemine tabi tutulmuştur. Tahmin eylemini gerçekleştirebilmek için baz alınacak yıl sayısı olan w değerinin ortalama hataya olan etkisi ölçülmüştür. Bu kapsamda w değerleri 2'den 9'a kadar değiştirilerek hesaplamalar yapılmıştır. Yapılan hesaplamalar incelendiğinde $w=9$ iken ortalama hatanın en düşük seviyede (%2,79) olduğu görülmüştür.

Tawfiq Al-Saba ve Ibrahim El-Amin (1999) tarafından yapılan uzun dönemli tahmin çalışmasında elektrik enerjisi gereksiniminin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda yapay sinir ağlarına dayalı çok katmanlı algılayıcı modeli kurulmuş ve geri yayılım algoritması tercih edilmiştir. Girdi değişkeni olarak talep değerlerine ait gecikmeli değişkenler oluşturularak çeşitli denemeler yapılmıştır.

Zaman serisi tahmin modellerinden otoregresif, hareketli ortalama ve otoregresif hareketli ortalama modelleri oluşturulmuştur. Daha sonra oluşturulan tüm modellerin performans değerleri mukayese edilerek yapay sinir ağları yöntemine dayalı tahmin modelinin performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Rob Law (2000) tarafından yapılan çalışmada, Tayvanlı'ların Hong-Kong'a turist olarak seyahat etmesine yönelik doğrusal olmayan seyahat talep verilerden hareketle turizm talep tahmini, klasik ve yapay sinir ağlarına dayalı farklı ağ mimarileri kullanılarak yapılmıştır. Klasik tahmin yöntemlerinden çok değişkenli regresyon modeli, hareketli ortalama yöntemi, naive yöntem ve holt yöntemi ile tahmin modelleri oluşturulmuştur. Yapay sinir ağları ile de hem klasik ileri beslemeli bir sinir ağı mimarisi hem de geri yayılım algoritmasının dahil edilerek ayrı bir ağ mimarisi oluşturulmuştur. Elde bulunan doğrusal olmayan zaman serisi verilerinden hareketle oluşturulan tahmin modelleri mukayese edildiğinde, performans olarak geri yayılım algoritmasını içinde barındıran sinir ağı modelinin daha üstün olduğu sonucuna varılmıştır.

ABD'deki toplam perakende satışlarına ait zaman serisi verisi incelendiğinde birçok zaman serisi verisi gibi trend ve mevsimsel kalıplara sahip olduğu görülmüştür. Alon ve arkadaşları (2001), bu çalışmada klasik zaman serisi tahmin yöntemlerinden olan üssel yumuşatma, otoregresif bütünleşik hareketli ortalama (ARIMA) ve çok değişkenli regresyon tahmin modelleri ile yapay sinir ağlarına dayalı tahmin modeli oluşturmuşlardır. Sinir ağına ait ağ mimarisinde öğrenme algoritması olarak Levenberg-Marquardt ile ezbere (aşırı) öğrenme sorununu önlemek adına bayesyan düzenlemesi kullanılmıştır. Sonuç olarak seriye ait dinamik doğrusal olmayan eğilimi, mevsimselliği ve dönemler arasındaki ilişki yapısını yapay sinir ağlarına dayalı tahmin yöntemi, geleneksel tahmin yöntemlerine göre daha iyi performans ile modelleyerek tahminde kullanılmak üzere tercih edilmiştir.

Talep tahmini havayolu taşımacılığı endüstrisinde yeni rotaların ve bilet fiyatı politikalarının belirlenmesi, kilometre programlarının oluşturulması, uçak edinimi, personel eğitimi programlarının hazırlanması ve havayolu terminal tesisatının genişletilmesi gibi yönetsel karar süreçlerinde kritik öneme sahiptir. Dolayısıyla yönetim kararlarını desteklemek için doğruluk derecesi yüksek güvenilir tahminlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada Alekseev ve Seixas (2002), Brezilya havayolu taşımacılığı endüstrisinde daha önce iyimser tahminlere dayalı alınan kararlar neticesinde ciddi sorunlar yaratması nedeniyle yapay sinir ağlarına dayalı bir tahmin

yöntemi geliřtirmişlerdir. Nöral işlemler neticesinde az sayıda veri kullanılarak bile klasik tahmin yöntemlerinden daha iyi performans sergilediğı sonucuna ulařılmıştır.

Güneş enerjisinden en iyi şekilde yararlanabilmek maksadıyla bir bölgenin güneş potansiyelinin belirlenmesi önem arz etmektedir. Bu amaç doğrultusunda bölgenin ısınım miktarı ve güneşlenme süresi verileri kullanılarak gelecek dönemlere ait tahminde bulunmak mümkündür. Hocoğlu ve Kurban (2003) tarafından yapılan çalışmada Eskişehir bölgesi için 2003 yılına ait toplam güneşlenme süresi ANFIS tahmin yöntemiyle tahmin edilmiş, eğri uydurma ve doğru uydurma yöntemleri ile kıyaslanmıştır. 2003 yılı tahmini için kullanılan veri seti 1995-2002 yıllarına ait toplam ortalama güneşlenme süresi olarak belirlenmiştir. Bu amaçla 1 girdili ve 1 çıktılı ANFIS modeli oluşturulmuştur. Öğrenme algoritması olarak hibrit öğrenme algoritması tercih edilmiş, üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Veri seti incelenerek üyelik küme sayısının 4 olması gerektiğine karar verilmiştir. Akabinde mukayese edilmek üzere eğri uydurma ve doğru yöntemleri ile değerlendirme yapılmıştır. ANFIS tahmin modeli Model performans değerlendirmesi OKHK hesaplanarak yapılmıştır. Yapılan mukayeseler neticesinde ANFIS yapısının tahmin için daha uygun olduğu görülmüştür.

Diler (2003), son zamanlarda finans alanında sıklıkla kullanılan YSA yönteminin Türkiye piyasalarında uygulanabilirliğini gösterebilmek maksadıyla İMKB Ulusal-100 Endeksi'nin sonraki gün hangi yönde olacağını öngörmeye çalışmıştır. Geri yayılım algoritması kullanılarak birçok model denemesi yapılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde ise ertesi gün hangi yönde olacağı %60,81 oranında tahmin edilmiştir.

Chu ve Zhang (2003) tarafından yapılan bu çalışmada ABD Sayım Bürosu tarafından edinilen perakende satış fiyatlarından hareketle, çeşitli doğrusal ve doğrusal olmayan tahmin modellerinin performans üstünlükleri kıyaslanmak istenmiştir. İlgili veri setinin doğasında yer alan mevsimsellik etkisine uygun klasik zaman serisi tahmin yöntemleri ve sinir ağlarına dayalı hem mevsimselliği barındıran hem de mevsimselliği ihmal eden tahmin modelleri oluşturularak performans değerleri hesaplanmıştır. Mukayese sonucu en iyi performansa sahip olan modelin mevsimselliğin ihmal edildiğı sinir ağı modeli olduğu tespit edilmiştir.

Çuhadar (2005) tarafından yapılan çalışmada, Antalya kentine yönelik 2006-2007 yılları için dış turizm talep tahmini gerçekleştirilmiştir. Araştırmada kullanılacak veri setinin zaman aralığı Ocak 1992-Aralık 2005 şeklinde olup, yurt dışından gelen

yabancı turist sayılarından oluşmaktadır. Bu amacı gerçekleştirmek için zaman serisi yöntemlerinden mekanik tahmin yöntemi, hareketli ortalamalar yöntemi, üssel düzetme ve Box-Jenkins(ARIMA) yöntemi; yapay zekaya dayalı yöntemlerden de YSA tercih edilerek doğruluk seviyeleri mukayese edilmiştir. YSA ile kurulan tahmin modelinin yapısı incelendiğinde ileri beslemeli, geri yayılım algoritması kullanılarak 12 gecikmeli yapay sinir ağı modelinin kullanıldığı görülmüştür. Yapılan mukayese sonucunda YSA ile kurulan tahmin modelinin daha başarılı sonuçlar ürettiği görülmüştür.

Bougadis ve arkadaşları (2005), Kanada'nın başkenti olan Ottawa'da hali hazırda bulunan su tedarik altyapısının öngörülen nüfus artışından dolayı yetersiz kalacağı beklentisinden dolayı, su tesislerinin talebi karşılayabilecek seviyede genişleme politikasına yön vermede rehberlik etmesi maksadıyla tahmin modelleri oluşturmuşlardır. Kentsel su talebinin temini ve yönetimi konusunda bahsi geçen kentten elde edilen verilerden hareketle regresyon analizi, zaman serisi analizi ve yapay sinir ağı modelini kullanarak kısa vadeli tahmin modelleri oluşturulmuştur ve performansları mukayese edilmiştir. Tahmin doğruluğu ve genelleme yeteneği açısından yapay sinir ağlarına dayalı tahmin modelinin daha iyi performans sergilediği sonucuna varılmıştır.

Elektronik devre elemanlarını monte etmek amacıyla üretilen baskılı devre kartı endüstrisi Tayvan ekonomisinde önemli rol oynamaktadır. Bu kadar önemli olmasına rağmen ülke endüstrisinde ciddi anlamda stok ve eksik malzeme problemleri yaşanmaktadır. Problemin çözümüne yönelik doğru bir talep tahmin sisteminin kurulması, bahsi geçen sorunlara çözüm yolu sağlayacaktır. Bu noktada Chang ve arkadaşları (2005) yaptıkları bu çalışmada uygun bir tahmin modelinin kurulmasını amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda doğrusal regresyon, trend ve mevsimsel faktörlerin dahil edildiği Winter'ın üstel düzleştirme yöntemi, 3 katmanlı geri yayılım algoritmasına sahip YSA ve ağırlıkların genetik algoritma ile tespit edildiği YSA tahmin modelleri oluşturularak performansları mukayese edilmiştir. Mukayese sonucu en iyi tahmin modelinin ağırlık katsayılarının genetik algoritma ile belirlendiği YSA tahmin modeli olduğu görülmüştür.

Su kaynaklarının planlanması ve yönetiminin önemli olması nedeni ile Fırat ve arkadaşları (2007) ANFIS yöntemi ile aylık su kullanımına ait tahmin çalışması yapmışlardır. Çalışma alanı Türkiye'nin sanayi ve nüfus gelişimi bakımından 3. büyük ve su kaynakları bakımından zengin olmayan şehri olan İzmir olarak belirlenmiştir.

Kurulan ANFIS modelinde aylık su tüketimine yönelik girdi değişkenleri tüketilen su miktarı, aylık olarak gelen su faturası, Gayri Safi Milli Hasıla (GSMH), aylık ortalama sıcaklık ve nem, aylık toplam yağış ve enflasyon olarak belirlenmiştir. Çalışmanın veri seti 1997 ve 2005 yıllarına ait verilerden oluşmaktadır. Veri setinin 1997-2004 yılları arasındaki 84 adeti (%84) eğitim süreci için kullanılmak üzere ayrılırken, 2004-2005 yılları arasındaki 24 adeti (%20) ise test için ayrılmıştır. Yapılan ANFIS deneme modellerinde en uygun modelin belirlenmesine yönelik korelasyon katsayısı, verimlilik ve OKHK performans değerlendirme ölçütleri baz alınmıştır.

Literatür incelendiğinde kısa dönemli tahmine yönelik birçok yöntem olduğu ve bunlar arasında ARIMA ve ekonometrik yöntemlerin tercih edildiği görülmektedir. Ancak ekonometrik tahmin modelleri veri setine ait örnek hacminin büyük olması (minimum 50), normal dağılım göstermesi, durağan yapıda olması gibi kısıtların sağlanmasına bağlı olarak iyi sonuçlar üretebilmektedir. Wang ve Hsu (2008) bu tür kısıtlamaların üstesinden gelebilen bulanık zaman serisi yöntemi ile kısa dönemli tahmin çalışması yapmışlardır. Çalışma kapsamında Tayvan'dan Amerika'ya olan turizm talebine yönelik Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem, Huarng'ın sezgisel modeli ve geliştirdikleri bir bulanık zaman serisi modeli ile kısa dönemli tahmin yapmışlardır. Çalışmanın veri seti Amerika Birleşik Devleti resmi kayıtlarından elde edilen 1991-2001 yıllarını kapsayan yıllık verilerden oluşmaktadır. Tahmin modeline ait performans OKHK ve OMHY kriterleri ile değerlendirilmiştir. Değerlendirme sonucu Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntemin algoritması ve önerdikleri modelin kısa dönemli tahmin için uygun sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Elektrik yükü planlaması, operasyonu ve kontrolü süreçlerinde kritik öneme sahip olan yük tahmini, akademik çalışmalara uzun yıllarca konu olmuştur. Kontrol, güvenlik değerlendirmesi elektrik üretiminin en iyi şekilde planlaması, hassasiyet derecesi yüksek kısa vadeli yük tahminleri ile mümkün olmaktadır. Mordjaoui ve Boudjema (2011) gerçekleştirdiği bu çalışmada, mevcut verilerden hareketle bir sonraki haftanın elektrik yükünün tahmini için yapay sinir ağı ve bulanık mantık sisteminin birleşimi olan ANFIS yöntemini önermişlerdir. Uygulamada geçmişe ait verilerden hareketle zamana bağlı zaman serisi verisi olarak 336 veri kullanılmıştır. İki girdili farklı değişken kombinasyonları oluşturularak 35 adet ANFIS modeli oluşturulup, farklı üyelik fonksiyon yapıları denenerek minimum hata oranını veren model seçilip gelecek tahmini yapılmıştır.

Elektrik enerjisi ekonomik kalkınma için önemli bir güç iken, elektrik enerjisinin ülke içerisinde doğruluk seviyesi yüksek tahmin yöntemleri aracılığıyla verimli şekilde planlaması da bu gücü tetikleyen kritik bir faktördür. Bu yüzden, enerji analistlerinin en uygun tahmin yöntemi ile planlama sürecini gerçekleştirmeleri gerekmektedir. Kandananond (2011) tarafından yapılan bu çalışmada Tayland'daki elektrik talebinin tahminine yönelik ARIMA, yapay sinir ağları ve çok değişkenli regresyon analizi yöntemleri kullanılarak bu üç yöntemin performansı mukayese edilmiştir. Araştırma kapsamında elektrik tüketimini etkileyen faktörler nüfus, GSYH, hisse senedi endeksi ve endüstriyel ürünlerin ihracatından elde edilen toplam ihracat gelir değerleri ilgili modellerde değişken olarak kullanılarak tahmin değerleri elde edilmiştir. Yapılan performans değerlendirmeleri sonucu sinir ağlarına dayalı çok katmanlı ileri beslemeli ağ mimarisine sahip tahmin modelinin OMYH değeri daha düşük çıkması nedeniyle, ilgili model en iyi tahmin modeli olarak belirlenmiştir.

Taşdemir (2012), yapay zekanın gelişimine bağlı olarak talep tahmini uygulamasında kullanılmaya başlanan zeki tahmin yöntemlerinden hareketle, pazara yeni sunulan ve artış eğilimi gösteren bir ürününün gelecek dönem değerlerini tahmin eden modeli kurup en iyi sonucu veren yöntemi belirleyerek kamçı etkisi olarak bilinen ve tedarik zinciri yönetiminde önemli bir yere sahip olan kavramı analiz etmek istemiştir. Bu amaçla Unilever Türkiye firmasından 2008, 2009 ve 2010 yılının ilk üç çeyreğine ait bir deterjan ürününün satış verilerinden hareketle YSA, bulanık zaman serisi kapsamında Hwang, Chen ve Lee tarafından önerilen yöntem ve gri teori ile talep tahmini yapılmıştır. Bahsi geçen üç yönteme ait tahmin doğruluğu karşılaştırmasında OMYH performans değerlendirme ölçütü tercih edilmiştir. Tahmin doğruluğu karşılaştırmasında bulanık zaman serisi yöntemi kapsamında tercih edilen Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem sonucu oluşturulan model diğer modellere kıyasla daha başarılı sonuçlar ürettiği görülmüştür. Akabinde bu üç tahmin yönteminin kamçı etkisi büyüklükleri araştırılmıştır. Araştırma sonucunda bulanık zaman serisi yöntemi ile yapılan tahmin modelinin performansı en iyi olmasına rağmen, kamçı etkisi büyüklüğü araştırmasında önemli derecede kamçı etkisine sebep olmuştur. Bununla birlikte tahmin doğruluğu açısından Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem ile oluşturulan modele yakın doğruluk derecesine sahip gri teori ile yapılan tahmin modelinin kamçı etkisi araştırmasında iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bu nedenle gri teori tahmin modeli çalışma kapsamında en uygun model olarak görülmektedir.

Sofyalıoğlu ve Öztürk (2013), İMKB’de işlem gören bir çimento firmasına ait dönemsel satış miktarı verilerinden hareketle gelecek dönem tahmini için bulanık zaman serisi yaklaşımlarından Chen(1996), Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem ve Chen (2002) modelleri ile tahmin yapıp, tahmin güvenilirlikleri açısından mukayese etmişlerdir. Çalışmada kullanılan veri seti Bursa Çimento Fabrikası’na ait yıllık faaliyet raporları ve Kamu Aydınlatma Platformu’ndan elde edilen ve zaman aralığı 1997-2011 yıl aralığını kapsayan altı aylık dönemsel verilerden oluşmaktadır. Kullanılan tahmin modellerinde bulanık küme tanımlama işlemine geçmeden önce tahmin sonucunu etkileyen aralık genişliği belirleme problemine yönelik Huarng (2001b) tarafından geliştirilen dağılıma ve ortalamaya dayalı yaklaşımlar esas alınmıştır. Bahsi geçen üç bulanık zaman serisi yöntemi dağılıma ve ortalamaya dayalı yaklaşımlara göre tahminlenerek performansları karşılaştırılmıştır. Performans karşılaştırma kriteri olarak OKH, OKHK, OMH, OMYH ölçütleri kullanılmıştır. Literatürde Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntemin Song ve Chissom (1993) ve Chen (1996) tarafından geliştirilen modellere göre daha güvenilir sonuçlar elde edilmesi ileri sürülse de, yapılan bu çalışmada bahsi geçen diğer modellere kıyasla en düşük güvenilirliğe sahip sonuçlar elde edilmiştir.

Ataseven (2013) tarafından yapılan bu çalışmada zaman serisi tahminleme yöntemlerinden Box-Jenkins (ARIMA) yöntemi ve yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinden biri olan YSA’nın öngörü performansları karşılaştırılmak istenmiştir. Bu amaçla bir şirkette üretilmekte olan PVC S39, PVC S 65, ve PTA isimli üç ürüne ait on yıllık satış verileri kullanılarak tahmin modelleri oluşturulmuştur. YSA ile kurulan tahmin modelinin topolojisi incelendiğinde gerek zaman serisine ayalı öngörülerde çok tercih edilmesi nedeniyle gerekse hem doğrusal hem de doğrusal yapıya sahip olmayan zaman serisi verilerin analizine uygun olması nedeni ile çok katmanlı geri yayılım algoritmasını kullanan ileri beslemeli bir sinir ağı modeli tercih edilmiştir. Performans değerleri mukayese edildiğinde YSA modelinin daha başarılı sonuçlar elde ettiği sonucuna varılmıştır.

Literatür araştırması ve giyim üreticileri ile yapılan görüşmelere göre, hazır giyim endüstrinde talep tahmini için ortak bir analitik yöntemin olmaması ve hazır giyim için talep tahminine yönelik ANFIS yöntemi kullanılarak yeterli çalışmanın olmaması nedenleriyle Aksoy ve arkadaşları (2014), bu yöntemi kullanarak talep tahmininde bulunmuşlardır. Yapay sinir ağları yönteminin öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantık sisteminin genelleme özelliğini bir arada barındıran bu tahmin

modelinin, bahsi geçen alanda literatürde eksik görülen noktaların doldurulması amacıyla önerilmiştir. Bu öneri ile gerçekleştirilen tahminin doğruluğunun tatmin edici düzeyde olduğu ortaya koyulmuştur.

Öztaş (2015) talep tahminine yönelik yapılan çalışmalarda genel olarak tercih edilen klasik yöntemlerden (regresyon analizi, yalın yöntem, hareketli ortalamalar yöntemi, trend analizi, üstel düzgünleştirme vb.) farklı olarak, Zadeh tarafından ortaya atılan bulanık mantığa dayalı geliştirilmiş bulanık zaman serisi yöntemleri ile talep tahmini uygulaması yapmıştır. Uygulama kapsamında bakır madeninden bobin, kablo gibi bakır ürünleri üreten bir işletmenin partiler halinde ürettiği bir ürününe ait kilogram cinsinden aylık satış verilerinden hareketle talep tahmini yapmıştır. Verilerin kapsadığı zaman aralığı 2011 yılının Ocak ayından başlamak üzere 2015 yılının şubat ayına kadar uzanmaktadır. Talep tahmini kapsamında Chen'in 1996 yılında geliştirdiği model, Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem, Chen'in 2002 yılında geliştirdiği yüksek mertebeli model, yalın yöntem, hareketli ortalamalar yöntemi, üstel düzgünleştirme yöntemi, trend analizi ve AR(2) yöntemleri tercih edilmiştir. Bahsi geçen tahmin modellerinin performans kıyaslaması da kümülatif hata, OMH, OKH, OMYH değerleri hesaplanarak yapılmıştır. Yapılan kıyaslama neticesinde Chen'in 2002 yılında önerdiği yüksek mertebeli tahmin modelinin OMYH değeri %13 olması nedeni ile en iyi tahmin modeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Doğan (2016), bulanık mantık ve yapay sinir ağları yönteminin birleşimi olan ANFIS yönteminin talep tahmininde başarısını göstermek maksadıyla bir cash&carry firmasının bir şubesine ait selpak 16'lı tuvalet kağıdı ürününe ait haftalık talep verilerinden hareketle talep tahmini yapmıştır. İlgili ürünün talebini etkileyen değişkenler ürünün firmaya olan maliyeti, fiyatı, rakip ürün fiyatı ve enflasyon oranı olarak belirlenmiştir. ANFIS yöntemi kullanılarak yapılan tahminde birçok üyelik fonksiyonu kullanılarak model deneleri gerçekleştirilmiştir. En az hata değerini veren gauss2mf fonksiyonu ve optimizasyon algoritması olarak hibrit seçilerek tahmin modeli oluşturulmuştur. Model sonucu elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerler arasında ilişkinin varlığını ortaya koyabilmek maksadıyla ilişkili örneklem T testinden yararlanılmıştır. Test sonucuna göre gerçek çıktılarla ANFIS çıktıları arasında anlamlı bir ilişki olduğu ortaya koyulmuştur.

Zaman serisi tahmini, zamana bağlı gerçekleşen değerlerin tahmin problemlerinde ve sistem modelleme araştırmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Zaman serisi yöntemleri borsa dahil birçok alanda sıklıkla tercih edilen ve başarılı

sonuçlara sahip tahmin modelleri üretebilmekle birlikte her zaman her veri setine uygulandığında aynı sonucu vermemektedir. Özellikle hisse senedi piyasasında zaman serisi yöntemleri kullanımının yaratacağı birtakım sıkıntılar söz konusu olabilmektedir. Bunlardan biri istatistiksel olarak varsayımlara uymayan veri setine uygulanması ile ortaya çıkmaktadır. Bir diğeri ise piyasa koşulları ve çevresel değişkenliklerden kaynaklı önemli miktarda gürültü içeren verilere uygulanmasıyla ortaya çıkmaktadır. Sonuç itibariyle bu yapıda olan verilere uygulanan zaman serisi tahmin yöntemleri genelde kötü performans değerine sahip modellerle sonuçlanmaktadır. Wei (2016) tarafından gerçekleştirilen bu çalışmada bahsi geçen sorunların üstesinden gelebilme üstünlüğüne sahip hibrit yöntem olan ANFIS tahmin sürecine dahil edilerek Tayvan'daki hisse senedi fiyatı tahmin edilmiştir. Gürültülü ham veriler deneysel mod ayrıştırması yöntemi ile basit frekans bileşenlerine ayrıştırılarak AR modeline uyarlanabilir başlangıç modeli oluşturulmuştur. Akabinde ANFIS modeli oluşturmak için evrensel küme alt kümelerle bölünmüş ve gaussian üyelik fonksiyonu tercih edilmiştir. Bulanık çıkarım sistemine ait parametreler hata azalana kadar eğitilmiştir. Eğitilmiş modelden hareketle tahmin değerleri elde edilmiştir. Tahmin doğruluğu için seçilen RMSE performans değerlendirme kriteri hesaplanarak Chen, Yu, AR(1), ANFIS ve destek vektör regresyonu modelleri ile mukayese edilmiştir. Sonuç olarak RMSE kriterine göre önerilen yöntemin daha üstün performansa sahip olduğu ortaya konulmuştur.

Ülkelerin refah seviyelerinin artmasına bağlı olarak insanların turizm faaliyetlerinde bulunma isteği de artmaktadır. Bu artış turizm için tercih edilen ülkelerde birtakım düzenlemeler ve yeni uygulamalar getirilmesini gerekli kılmaktadır. Bu gerekliliği yerine getirme yapılacak olan tahmin ile mümkün olmaktadır. Bu açıdan tahmin devletin çeşitli politikalar hazırlamasına, yatırımcıların karar verme süreçlerinde, turistik yerlerde yaşayan bireyler için çeşitli fırsatlar sağlamaya yönelik hazırlıklarda rehber olarak kullanılmaktadır. Dinç ve arkadaşları (2017) yatırımcılara, ticari kurum ve kuruluşlara ve kamuya bilgi sağlaması açısından tüm bölgeleri kapsayan Türkiye geneli tahmin çalışması yapmışlardır. 2005-2015 dönemlerine ait aylık verilerden hareketle 2016-2018 tahmin dönemi kapsamında ANFIS yöntemi ile turizm gelirleri, turist sayıları ve bu sayılardan kaynaklı doluluk oranları tahmin edilmiştir.

Enerji talebi iktisadi büyüme, enerjinin fiyatı, nüfus miktarı, kentleşme ve verimlilik gibi birçok etkene bağlı olarak şekillenmektedir. Ülkelerin ekonomik olarak

gelişiminde önemli bir role sahip olan enerji ve enerjiye olan talep, literatürde de belirleyici olarak kullanılan göstergelerden hareketle Türkiye'nin 2016-2030 yılları arasındaki enerji talebi ANFIS yöntemiyle tahmin edilmiştir. Bayramoğlu ve arkadaşları (2017) tarafından yapılan bu tahmin araştırmasında örneklem olarak OECD ülkelerinden hareketle talebi belirleyen göstergeler GSYİH, nüfus ve enerji fiyatları bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. Uygun modelin bulunmasından sonra Türkiye'nin enerji talep tahmininde ilgili veriler kullanılmıştır. Verilerin %75'i eğitim için kullanılırken, kalan %25'lik kısmı da test için kullanılmıştır. Oluşturulan tahmin modellerine ait performans göstergesi olarak OMH ve OKHK tercih edilmiştir. Üçgensel, yamuk, çan eğrisi, gauss, pi gibi birçok farklı üyelik fonksiyonu ve çeşitli üyelik fonksiyon sayıları (2-2-2, 2-2-3, 2-3-3, 3-3-3, 4-4-4) ile denemeler yapılmış ve hata istatistikleri elde edilmiştir. Bu istatistiklere göre tahmin modeli olarak üyelik fonksiyonu gauss, optimizasyon algoritması hibrit ve üyelik fonksiyon sayısı 2-2-2 olan model tercih edilmiştir. ANFIS yöntemi ile kurulan modellerden en uygun olarak belirlenen modelde kullanılan üyelik fonksiyonu gauss, optimizasyon metodu ise hibrit olarak tercih edilmiştir. Doğru mukayese edebilmek maksadıyla aynı veri seti ile çoklu regresyon analizi yapılmış ve test edilmiştir. ANFIS ve çoklu regresyon analizi yöntemleri ile oluşturulan tahmin modelleri performansı karşılaştırıldığında, aylık su tüketiminin tahmin edilmesine yönelik kullanılan ANFIS yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Muralitharan ve arkadaşları (2018), elektronik cihazların zarar görmeden izlenmesi, programlanması ve çalıştırılması için tüketici ve enerji şirketleri arasında koordinasyon sağlanması amacıyla enerji talep tahmininin, optimizasyon tekniklerinin yapay sinir ağlarına entegre edilmesiyle mümkün olacağını önermektedirler. Başlangıç çözümü olarak tüketiciler tarafından talep edilecek enerjinin tahmini geleneksel yapay sinir ağları yaklaşımı kullanılarak yapılmıştır. İkinci aşamada optimizasyon yöntemi olarak sıklıkla kullanılan genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyon teknikleri, sinir ağlarında yer alan ağırlık katsayılarını en iyilemek amacıyla güncellenmesini sağlayarak ağın performans etkinliği arttırılmıştır. Kullanılan veri setine bağlı olarak elde edilen sonuçlar, beklentiye uygun olarak klasik sinir ağları yöntemi performansına kıyasla kısa vadeli talep tahmini için genetik algoritmaya dayalı, uzun vadeli talep tahmini için ise parçacık sürü optimizasyon tekniğine dayalı sinir ağları tahmin yönteminin performansının üstün olduğu ortaya koyulmuştur. Böylece önerilen yöntemin enerji yönetimi için yararlı olacağı düşünülmektedir.

Yenilenebilir enerji kaynakları arasında gelişimi hızlı olan ve modern enerji üretim sistemleri sınıfında yer alan rüzgar enerjisinin enerji üretimine yönelik tahmin konusunda kaotik yapısından kaynaklı birçok yöntem ile çalışılmaktadır. Belirsizliğe karşı tahmin hatasını en az seviyeye indirgeyebilme yeteneği olan yapay zekaya dayalı tahmin yöntemleri bu ve benzeri yapıda olan tahmin problemleri için umut verici görünmektedir. Kırbaş (2018) tarafından yapılan bu çalışmada 2016 yılının nisan ayına ait rüzgar hızı zaman serisi verisinden hareketle sıklıkla kullanılan ARIMA tahmin modeli ve doğrusal yapıda olmayan zaman serileri için çözüm sunan NAR sinir ağı kullanılarak tahmin modelleri kurulmuştur. Çalışma kapsamında 12 farklı model oluşturulmuş ve sonuçlar mukayese edilmiştir. NAR sinir ağının mimarisi incelendiğinde çalışma kapsamında gizli katman içerisinde yer alan 12 adet sinir hücresi kullanılmıştır. Gecikme parametre değerleri olarak da 1, 2, 3, 4 ve 10 şeklinde modeller oluşturularak kıyas yoluna gidilmiştir. Elde bulunan zaman serisi verisinin %70'i eğitime tabi tutulurken, kalan %30'luk kısmı geçerlilik ve test aşamalarında kullanılmıştır. Model karşılaştırması için OH, OMH, OKH, OKHK ve OMYH ölçütleri kullanılmıştır. Yapılan model karşılaştırmalarına göre ARIMA tahmin modellerinin performansının genel olarak NAR sinir ağı ile kurulan modellerden daha iyi olduğu gözlemlenmiştir. ARIMA modellerinin kendi içerisindeki başarıları mukayese edildiğinde başarı olarak aralarında çok fark olmadığı görülmüştür. NAR sinir ağı ile kurulan tahmin modelleri kendi içerisinde değerlendirildiğinde gecikme sayısının artmasına bağlı olarak performans değerlerinin başarı seviyesinin düştüğü görülmüştür. Bunun nedeni olarak rüzgar hızına ait zaman serisi verisinin geriye dönük doğrudan ilişkisinin çok olmaması ve değişkenliğin çok olmasından kaynaklı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu çalışma genel olarak NAR sinir ağı ve ARIMA modellerinin kısa vadeli rüzgar hızı tahmini için güvenilir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Enerji ihtiyacının minimum hata ile tahmini, özellikle endüstri bölgelerine enerji sağlayan işletmeler için ihtiyaç planlamasının yapılmasında önem arz etmektedir. Özden ve Öztürk (2018) tarafından yapılan bu çalışmada Türkiye'de yer alan bir endüstri bölgesi için YSA ve zaman serileri analizi kapsamında NAR sinir ağı yöntemi kullanılarak enerji ihtiyacının tahmin modeli oluşturulmak istenmiştir. Benzer amaçla yapılan çalışmalara kıyasla kısa dönem tahmini için sınırlı verilerden hareketle kullanışlı model geliştirilmiştir. Çalışmanın zaman aralığı 2014 yılı ile 2016 yılını kapsamaktadır. YSA ile oluşturulan tahmin modeli için bu yıllara ait 763 günlük enerji

tüketim verisi ile sıcaklık verisinin %70'i eğitim sürecine tabi tutulurken, kalan veriler doğrulama ve test için paylaştırılmıştır. Başlangıçta tasarlanan YSA modeline ait girdi değişkenleri geçmiş elektrik enerjisi tüketimi, sıcaklık ve son üç iş gününe ait ortalama elektrik tüketimi olarak belirlenmiştir. Zaman serisi yöntemi olarak, elektrik enerjisinin bir sonraki güne ait enerji tüketim değerinin belirlenmesine yönelik NAR sinir ağı yöntemi tercih edilmiştir. Modelin eğitim süreci gecikmeli enerji tüketim verilerinden hareketle gerçekleştirilmiştir. Model performans değerlendirmeleri R katsayısı ve OKH ile yapılmıştır. YSA ile kurulan model denemeleri kendi içlerinde mukayese edildiğinde 3-8-8-1 ve 3-8-1 ağ yapısına sahip modellerin en iyi performansa sahip olduğu modeller olduğu görülmüştür. NAR sinir ağı yöntemi ile oluşturulan tahmin modelleri kendi içinde mukayese edildiğinde iki zaman gecikmeli olan 1-6-6-1 ağ yapısına sahip modelin en iyi performansa sahip olduğu görülmüştür. YSA ve NAR sinir ağı modeli karşılaştırıldığında da en iyi performansa sahip modelin YSA ile oluşturulan model olduğu sonucuna varılmıştır.

Turgut ve arkadaşları (2019), çalışmalarında çeşitli sensörler yardımıyla gerçek zamanlı ölçülen sıcaklık, nem, rüzgâr şiddeti ve rüzgâr yönü gibi bilgilerin kaydedildiği veri tabanından elde edilen verilerden hareketle hava sıcaklığı tahmini yapmak istemişlerdir. Bu amaç doğrultusunda makine öğrenme algoritması olan Random Forest (RF), KNN algoritması ve YSA kullanılarak tahmin modelleri oluşturulmuştur. Veriler analiz edilmeden önce 0-1 arasında normalizasyon işlemine tabi tutularak ölçeklendirilmiştir. Performans göstergeleri karşılaştırıldığında RF algoritmasının tahmin performansının diğer yöntemlere kıyasla daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

Namlı ve arkadaşları (2019), ikinci el araç satışlarındaki fiyatlandırma sisteminin standardize edilebilmesi amacıyla istatistiksel ve yapay zekaya dayalı tahmin modelleri oluşturmuşlardır. Bu kapsamda kullanılan yöntemler doğrusal regresyon analizi, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri olmuştur. Makine öğrenmesi yöntemlerinden daha iyi sonuçlar elde edebilmek maksadıyla değişkenlere ait veriler 0-1 arasında normalizasyon işlemine tabi tutulduktan sonra analizler gerçekleştirilmiştir. Sinir ağı modeli ağ mimarisi incelendiğinde gizli katman sayısı 1 olan ve 11 nörona sahip, geri yayılım algoritmasının kullanıldığı görülmektedir. Çalışmanın neticesinde makine öğrenmesi yöntemleri ile ikinci el araç alım satım faaliyetinde standart fiyat politikasının belirlenmesinin diğer kurulan modellere göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Türkiye’de sanayileşme, kentleşme ve nüfus artış hızına bağlı olarak doğalgaz tüketiminin artış eğiliminde olduğu ve talebin arttığı görülmektedir. Doğalgaz talebini karşılama konusunda dışa bağımlı olunması nedeni ile talep miktarının doğru şekilde belirlenmesi büyük önem arz etmektedir. Demirci (2020) tarafından yapılan bu çalışmada 2002 ve 2014 yılları arasını kapsayan GSYİH, sıcaklık ve doğalgaza erişen nüfus oranına ait aylık verilerden hareketle üç girdili ANFIS tahmin modeli oluşturulmuştur. Çıktı değişkeni doğalgaz tüketimi olan çıkarım sisteminin eğitim ve test sürecine ait model performans ölçümü olarak OMYH tercih edilmiştir. Deneme yanılma yöntemine dayalı olarak üyelik fonksiyon türleri, üyelik fonksiyon sayıları, çıktı tipleri değiştirilerek birçok farklı model denemesi gerçekleştirilmiştir. OMYH kriterine göre en düşük hata seviyesinde olan modele ait mimari üyelik fonksiyonu gauss ve üyelik fonksiyon sayısı 3-4-5 şeklindedir. Üyelik fonksiyon sayısına bağlı olarak oluşan 60 bulanık kural neticesinde çıktı değerleri üretilmiştir. Böylece ANFIS yöntemi ile kurulan modelden hareketle 2015 yılına ait aylık doğalgaz tüketimi için tahmin yapılmıştır.

Sarı ve Yiğiter (2020), yatırımcı duyarlılığı ile hisse senedi getirilerini tahmin etmek ve bu duyarlılığın yatırımcı davranışlarına yönelik etkisini görmek amacıyla tahmin modeli geliştirmişlerdir. Bu amaç doğrultusunda modelin açıklanan değişkeni olarak BİST 100 Getiri Endeksi, açıklayıcı değişkenleri olarak işlem hacmi, işlem görme oranı gibi yatırımcı duyarlılığını temsil eden değişkenler tercih edilmiştir. Tahmin modeli aylık verilerden hareketle ANFIS ile kurulmuştur. Seriyeye ait %70’lik kısım eğitime ayrılırken, kalan kısım ise test için kullanılmıştır. Üçgen üyelik fonksiyonu tercih edilmiş, geri yayılım (backpropagation) algoritması kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde kullanılan açıklayıcı değişkenlerin hisse senedi getirisini tahmin etmek maksadıyla kullanılabileceğini göstermiştir.

Molla ve arkadaşları (2021), Borsa İstanbul’da işlem gören çeşitli kriterler (halka açıklık oranı, işlem hacmi, piyasa değeri) bakımından büyük paya sahip 100 pay senedinin başarısının değerlendirilmesine yönelik BİST 100 endeksi kullanılmıştır. Bu amaç doğrultusunda elde edilen getirilerden hareketle verinin yapısının kaotik olup olmadığı ve kısa vadeli tahminin yapılabilirliği üzerinde çalışılmıştır. BİST 100 yapısının doğrusal olup olmadığı Brock, Dechert ve Scheinkman (BDS) istatistiğinden yararlanılarak tespit edilmeye çalışılmıştır. Araştırma için kullanılacak veri setinin kaotik yapıda olup olmadığını belirlemek maksadıyla pozitif Lyapunov üsteline bakılmıştır. Akabinde YSA ve ANFIS’e dayalı

tahminler yapılarak en düşük hata değerine sahip tahmin modeli belirlenmeye çalışılmıştır. YSA tahmin modeli için ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanılmış ve transfer fonksiyonu olarak tanjant sigmoid tercih edilmiştir. ANFIS tahmin modeli için de gaussmf fonksiyonu en düşük test hatasını verdiği için tercih edilmiştir. Tahmin modeli performans kriteri olarak OMYH tercih edilmiş ve yapılan mukayese sonucu ANFIS tahmin modeli olarak tercih edilmiştir.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

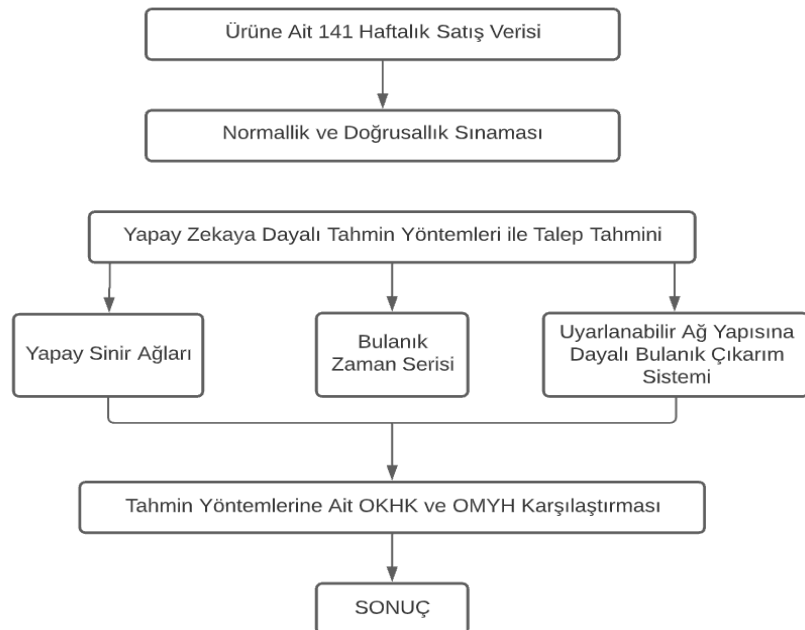
TALEP TAHMİNİ İÇİN ÖNGÖRÜ UYGULAMASI

Öngörü uygulaması kapsamında geleneksel Türk Gıda ürünlerinin üretiminin ve birçok farklı ülkeye ihracatının gerçekleştirildiği bir firmanın dondurulmuş ürün gruplarından biri olan dondurulmuş paket künefeye ait paket satış miktar verileri elde edilerek gelecek dönemlere ait talep tahmini yapılması amaçlanmıştır.

3.1. ARAŞTIRMA DESENİ

Uygulama bölümüne ait akış şeması Şekil 22’de yer almaktadır. Firma tarafından elde edilen ve 2018 yılının Ağustos ayından, 2021 yılının Nisan ayını kapsayan 141 haftalık satış verilerinden hareketle YSA, bulanık zaman serisi ve ANFIS yöntemleri kullanılarak talep tahmin modelleri kurulacaktır. Kurulan bu modeller önce kendi içlerinde çeşitli parametrelerin optimizasyonu sağlanarak en iyi sonucu veren modelin seçimi yapılacaktır. Literatür incelendiğinde model seçimine yönelik kullanılan ölçütlerin başında OKHK ölçütü olduğu görülmüştür. Bununla birlikte modelin doğruluğunu yüzdesel anlamda ifade edebilme özelliğine sahip OMYH ölçütü de baz alınarak iki ölçüt ile karşılaştırmalar yapılmıştır. Daha sonra yöntemlerin kendi arasında aynı ölçütlerle karşılaştırma yapılarak en iyi tahmin modeli belirlenip, gelecek dönem talep tahmin değerleri elde edilecektir.

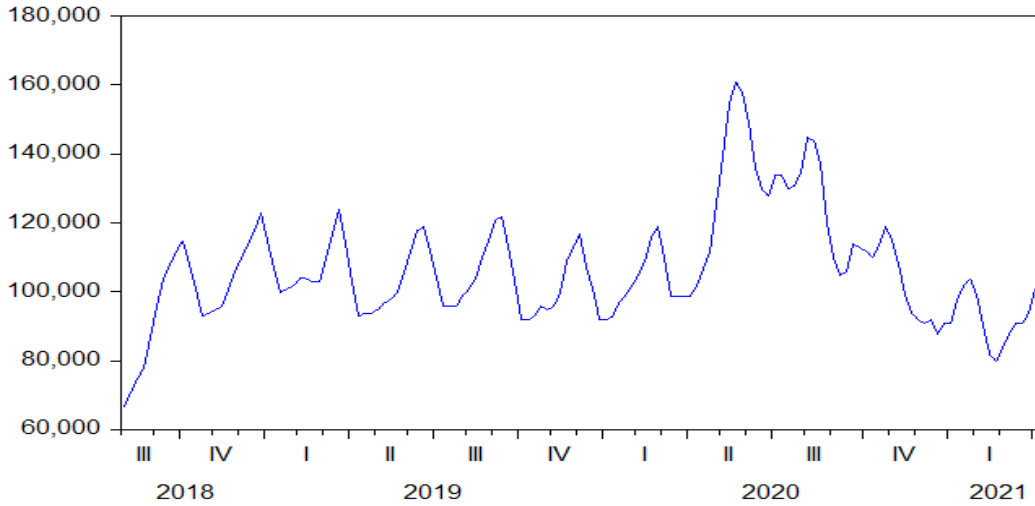
Şekil 22: Talep Tahmin Uygulamasına Ait Akış Şeması



3.2. ARAŞTIRMA VERİLERİNİN İSTATİSTİKSEL ANALİZİ

Tahmin uygulamasına başlamadan önce, uygulama kapsamında kullanılacak olan tahmin yöntemlerinin gerekçelendirilmesi maksadıyla elde bulunan veri seti istatistiksel olarak incelenmiştir. Bu amaçla tanımlayıcı istatistik değerlerine göre seri hakkında fikir edinip akabinde normallik ve doğrusal dışılık sınamaları yapılarak inceleme tamamlanmış olacaktır. Serinin zamana bağlı izlediği seyrin şekli hakkında ön bilgi sağlaması açısından Şekil 23'te satış verilerine ait grafik görseline yer verilmiştir. İlgili görsel incelendiğinde serinin doğrusal olmayan yapıya sahip olma ihtimalinin olduğu söylenebilir. Ancak bu söyleme netlik kazandırabilmek istatistiksel olarak değerlendirip, yukarıda bahsi geçen hipotez sınamalarının yapılması ile mümkün olmaktadır.

Şekil 23: Satış Verileri



Verilere ait dağılımın normal dağılıma sahip olup olmadığını ortalama, mod ve medyan değerlerinin birbirine olan yakınlığına göre yorumlayabilmek mümkündür. Bahsi geçen bu değerlerin birbirine eşit olması simetrik bir dağılımın olduğu anlamına gelmektedir. Tablo 4'te 141 haftalık talep verisine ait serinin aritmetik ortalama değeri 106348,8 ve medyan değeri 103821 olarak yer almaktadır. Aritmetik ortalama değerinin medyandan büyük olması simetrik olmayan bir dağılımın varlığına işaret etmektedir. Ancak bu değerlerin birbirine olan yakınlık seviyesine dair standart olmaması, sadece bu değerlere göre kesin bir yargıda bulunmayı güçleştirmektedir.

Tablo 4: Tanımlayıcı İstatistikler

Aritmetik Ortalama	10634,8
Medyan	103821
Minimum Değer	66827
Maksimum Değer	160824
Standart Sapma	16425,85
Çarpıklık Katsayısı	0,8734
Basıklık Katsayısı	4,3006
Jarque-Bera	27,8691
P-Değeri	0,000001

Bir veri setinin dağılımının normal olup olmadığı hakkında bilgi veren diğer istatistik ölçütleri ise çarpıklık ve basıklık katsayılarıdır. Skewness olarak bilinen ve dilimizdeki karşılığı çarpıklık olan katsayı, elde bulunan veri setine ait dağılımın kendi ortalaması etrafındaki simetri-asimetri derecesini belirlemek için kullanılmaktadır. Simetrik bir dağılımın çarpıklık katsayısının sıfır veya sıfıra yakın olması dağılımın normal olduğu anlamına gelmektedir. Tablo 4'te yer alan çarpıklık katsayısı değerinin 0,8734 ve sıfırdan farklı olduğu görülmektedir. Dolayısıyla sağa çarpık bir dağılım söz konusudur. Kurtosis olarak bilinen basıklık katsayısı da Tablo 4'te 4,3006 olarak yer almaktadır. Bu değere göre dağılımın sivri veya dik bir yapıda olduğu yorumu yapılabilir.

Veri seti dağılımının normal olup olmadığını net şekilde ortaya koyabilmek ve diğer ölçütlere göre yapılan yorumları doğrulamak adına normallik sınaması yapılması gerekmektedir. Normallik sınamasında çarpıklık ve basıklık katsayıları arasındaki farklılığı baz alan Jarque-Bera testi yapılmıştır. Tablo 4'te Jarque-Bera testine ait p değerinin (0,000001) 0.05 değerinden küçük olması dağılımın normal olmadığı anlamına gelmektedir.

Veri setinin doğrusal olup olmadığının incelenmesine yönelik yapılan Brock,Dechert ve Scheinkman (BDS) testine ait sonuçlar Tablo 5'de yer almaktadır.

Tablo 5:BDS Doğrusallık Testi

<u>Boyut</u>	<u>BDS İstatistigi</u>	<u>Standart Hata</u>	<u>Z-İstatistigi</u>	<u>Olasılık (Prob.)</u>
2	0,150275	0,007867	19,10183	0,0000
3	0,237677	0,012486	19,03589	0,0000
4	0,283569	0,014851	19,09470	0,0000
5	0,304076	0,015462	19,66610	0,0000
6	0,307265	0,014896	20,62718	0,0000

BDS testi sonuçlarına göre, elde edilen olasılık değerleri tüm boyutlarda %5 anlamlılık düzeyinden küçük olduğu için serinin doğrusal olduğunu kabul eden yokluk hipotezi reddedilmiştir. Bu da hataların bağımsız ve özdeş dağılıma sahip olmadığı, dolayısıyla serinin doğrusal olmayan bir yapıya sahip olduğu anlamına gelmektedir.

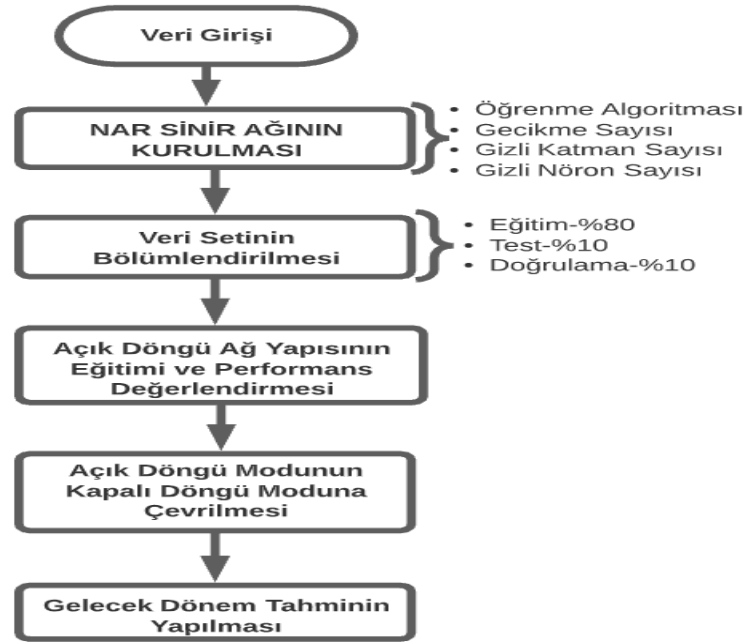
3.3. YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMİ İLE TALEP TAHMİN UYGULAMASI

YSA yöntemi ile tahmin modeli temel olarak neden-sonuç yapısına ve zamana bağlı olmak üzere iki şekilde kurulmaktadır. Zamana bağlı olma durumu, araştırma problemine yönelik periyodik zaman aralıklarında gözlenen ölçümlerin zaman faktörüne bağlı olarak gerçekleştiği anlamına gelmektedir. Dolayısıyla zamanın önemli olduğu tahmin araştırmalarında, geçmişte gerçekleşen değerlerden hareketle geleceğe yönelik tahminlerde bulunma maksadıyla tahmin modelleri kurulmaktadır.

Uygulamada son zamanlarda doğrusal yapıda olmayan zaman serilerinin tahmini için geliştirilmiş dinamik sinir ağı yöntemlerinden biri olan NAR sinir ağı modeli tercih edilerek birçok model denemesi gerçekleştirilmiştir. Bahsi geçen modellere ait kurulum, eğitim, test, performans değerlendirmeleri ve geleceğe yönelik tahmin, MathWorks tarafından geliştirilmiş dördüncü nesil programlama dili olan MATLAB'in R2020a lisanslı sürümü ile kodlar hazırlanarak gerçekleştirilmiştir.

NAR sinir ağı ile tahmin sürecinde izlenecek adımlar şekil 24'de yer almaktadır. Ağ yapısının kurulumu ve eğitim süreci açık döngü modunda gerçekleşmektedir. Eğitimden sonra ağ yapısı kapalı döngü yapısına dönüştürülerek ve tahmin edilen değerler ağı yeni girdi verisi sağlayarak ileriye yönelik tahmin yapmak mümkündür. Ağ eğitimi sinir ağının bilgi barındıran ağırlık katsayılarının güncellenmesi ve gizli katman ve nöron sayılarının en iyi sonuç verdiği ve genelleme yeteneğine sahip mimari oluşana kadar devam etmektedir (Benrhmach vd.,2020:2-3).

Şekil 24: NAR Sinir Ağına Dayalı Tahmin Süreci Adımları



Zaman serisine dayalı tahmin modelleri için, özellikle tek değişkenli (univariate) serilerin tahmin modelinin kurulumu aşamasında kullanılacak olan girdi nöron sayısının belirlenmesi deneme yanılma yolu ile gerçekleşmektedir. Modelin performans değerini etkileyecek bu adımda, serinin kaç dönem öncesine kadar ilişkilendirileceğine yönelik bir standart olmaması, diğer tahmin yöntemlerine göre birçok üstünlüklere sahip YSA yönteminin dezavantajlarından biridir. Çalışma kapsamında 1'den 10'a kadar gecikmeli değerler girdi nöronu olarak kullanılarak en iyi sonucu veren tahmin modeli araştırılmıştır. Girdi nöron sayısının 10 ile sınırlı tutulmasının nedeni, 10'dan fazla gecikmeli değerlerin girdi nöronu olarak kullanıldığı deneme modellerinde tahmin hatasının girdi nöron sayısının 10'dan az olan modellere göre yüksek seviyelerde olmasından kaynaklıdır.

YSA sistemine tanımlanan verilerden hareketle, geçmiş dönem girdi verileri arasındaki kompleks ilişki yapısını modelleme özelliği olan gizli katman sayısının belirlenmesi de model performansını etkileyen önemli bir husustur. YSA tahmin modelinde kullanılacak olan gizli katman sayısının çok fazla olması, ağı ezberlemesi gibi bir sorun yaratacağı için deneme yanılma sonucu eğitim ve test performanslarına göre karar verilmektedir. Zaman serisi verisi ile yapılan tahmin çalışmalarında yapay sinir ağı mimarisinde 1 ya da 2 gizli katmanın yer alması kabul görmektedir (Çelik,2008:105-106). Ancak yine de kesinlik arz eden bir kural olmadığı için gizli katman sayısının belirlenmesi de deneme yanılma yolu ile gerçekleşmektedir. Benzer

şekilde gizli nöron sayısı belirlenirken de deneme yanılma yolu ile karar verilecektir. Çalışma kapsamında 2’den fazla gizli katman sayısı ve 10’dan fazla gizli nöron sayısı ile yapılan denemelere ait tahmin hataları yüksek seviyelerde olması nedeni ile, gizli katman sayısı 1 ile 2 arasında, nöron sayısı ise 1 ile 10 arasında yapılan denemelerle sınırlı tutulmuştur.

Ağ mimarisinin en iyi yapıya kavuşmasını sağlayacak girdi nöron sayısı, gizli katman sayısı ve gizli katman nöron sayısının belirlenmesine yönelik iki önemli yaklaşım söz konusudur. Bu yaklaşımlardan ilki seçim yaklaşımıdır. Seçim yaklaşımında nöron sayısının çok fazla olduğu bir ağ mimarisi oluşturularak eğitim süreci başlamaktadır. Sinir ağı öğrenme esnasında ve sonunda gereksiz olan tüm nöronların sayısını azaltmakta ve gereksiz olan sinapsları kaldırmaktadır. İkinci yaklaşım ise artımlı yaklaşım olarak isimlendirilmektedir. Bu yaklaşımda mümkün olan en basit ağ modeli kurularak eğitime başlanmakta, en iyi sonucu veren modele ulaşana kadar nöron ve katman sayısı artırımı ile son bulmaktadır (Benrhmach vd.,2020:2-3). Bu çalışmada artımlı yaklaşım baz alınarak farklı nöron ve gizli katman sayılarının yer aldığı ağ mimarilerinin performansları değerlendirilmiştir.

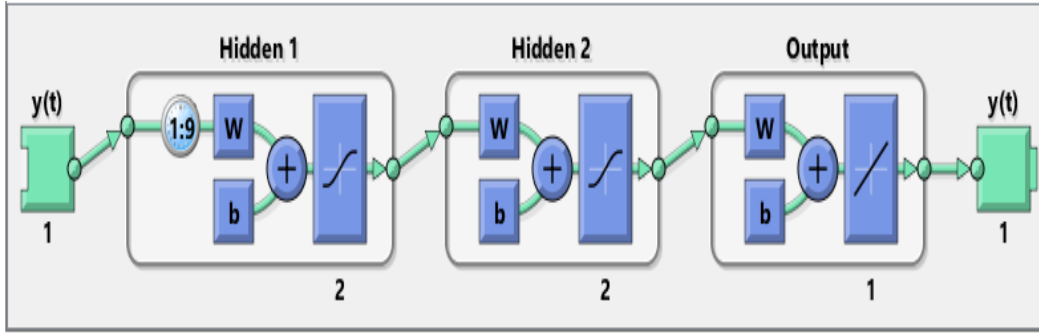
YSA içerisindeki girdi ve çıktı nöronları arasındaki ilişkiyi belirleyen birçok aktivasyon veya diğer bir değişle transfer fonksiyonu mevcuttur. Fonksiyonun belirlenmesine yönelik herhangi bir standart olmaması nedeniyle genellikle karar vericilerin tercihine bırakılmaktadır.

YSA kullanılarak oluşturulan ağ mimarilerine ait eğitim süreci öğrenme algoritması kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Doğrusal olmayan zaman serilerinden hareketle NAR sinir ağlarına ait eğitim sürecinde hızlı olması gerekçesi ile Levenberq-Marquardt öğrenme algoritması tercih edilmiştir (Sarkar vd.,2019:1-49).

Talep tahminine yönelik oluşturulacak model denemelerinin kendi içerisindeki performans değerlendirmeleri sıklıkla kullanılan OKHK ve OMYH ölçümleri ile gerçekleştirilerek, YSA sonucu elde edilen en iyi tahmin modeline karar verilecektir.

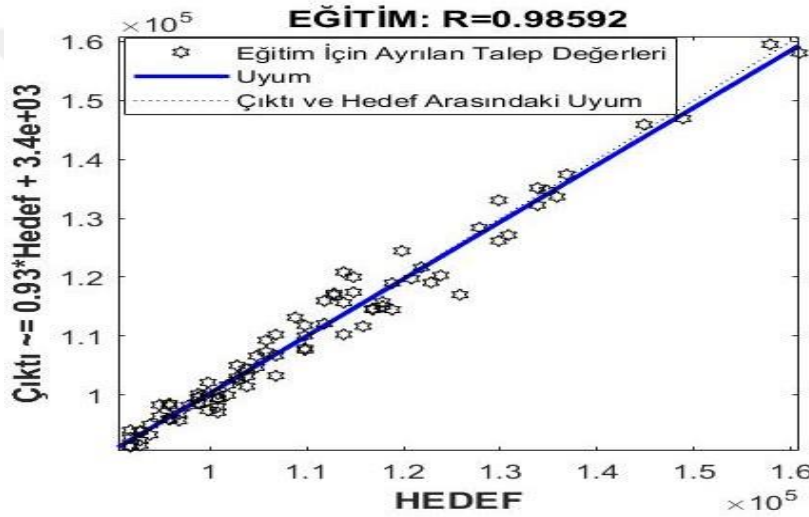
Bu açıklamalar doğrultusunda farklı gecikme sayıları, gizli nöron sayıları ve aktivasyon fonksiyon türü ile çeşitli denemelere ait modeller EK1’de yer almaktadır. İlgili ekte yer alan tabloya göre en iyi tahmin modeli OKHK değeri 5200 ve OMYH değeri 3,80 olan 9-2-2-1 ağ mimarisine sahip 72 nolu modeldir. İlgili ağ yapısına ait Matlab gösterimi Şekil 25’te görüldüğü gibidir.

Şekil 25:Talep Tahmini İçin YSA Mimarisi



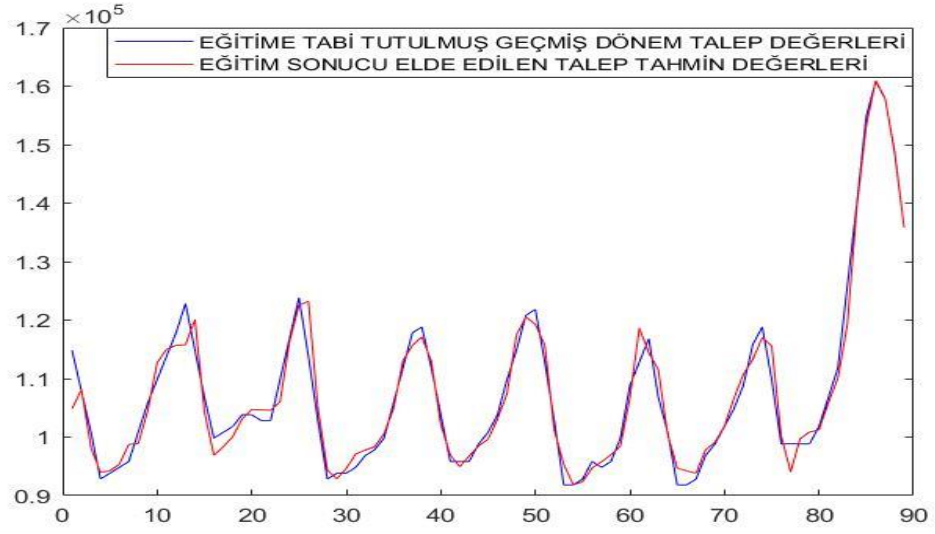
Model 72'nin ağ mimarisine ait eğitim ve test süreci sonucu elde edilen bulgular aşağıda yer almaktadır.

Şekil 26: YSA Eğitim Süreci



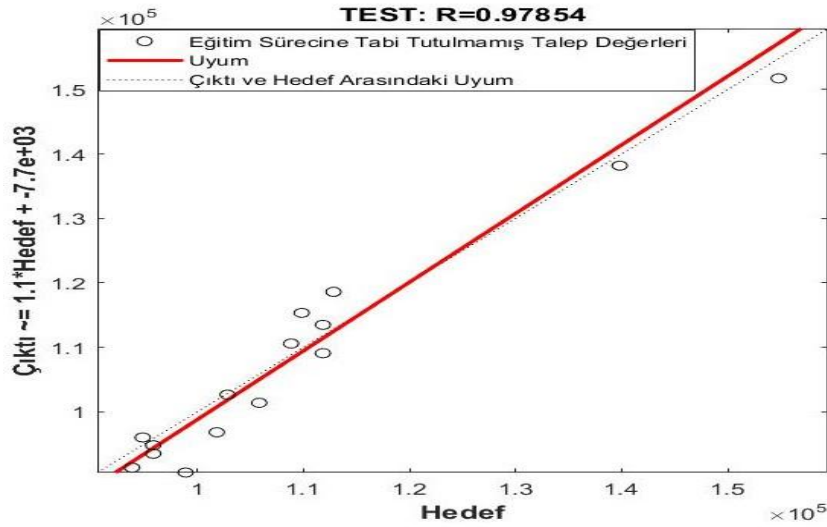
Zaman serisine bağlı gecikmeli değerlerin girdi nöronu olarak kullanıldığı sinir ağının eğitim sürecine ait çıktı ve hedef arasındaki uyum grafiği Şekil 27'de gösterildiği gibi yüksek ilişkiye sahip olduğu görülmektedir. Bu ilişkiyi eğitime tabi tutulmuş geçmiş dönem talep değerleri ve eğitim sonrası elde edilen talep değerlerine ait şekil ile görmek de mümkündür. İlgili görsel Şekil 27'de yer almaktadır. Mavi renge sahip olan şekil eğitim sürecinde kullanılan geçmiş döneme ait talep verilerine aittir. Kırmızı renge sahip olan şekil ise eğitim sonucu elde edilen değerlere karşılık gelmektedir. Bu iki şeklin birbirine yakın olması, hatanın ne kadar az ve eğitim sürecinin ne kadar başarılı olduğuna dair araştırmacıya fikir vermektedir.

Şekil 27: Eğitim Süreci Sonucu Çıktı İle Hedef Arasındaki Uyum



Eğitim sürecinin tam anlamı ile başarılı bir şekilde tamamlandığını söyleyebilmek için, kurulan YSA tahmin modelinin genelleme yeteneğine sahip olup olmadığını belirlemek gerekir. Bu amaçla, eğitim sürecinde girdi olarak kullanılmayan ve test için ayrılan geçmiş dönem talep verileri ile model bir nevi sınava tabi tutulmaktadır. Test süreci için ayrılan girdi değerlerinin sisteme tanıtılıp elde edilen bulgular aşağıdaki gibidir.

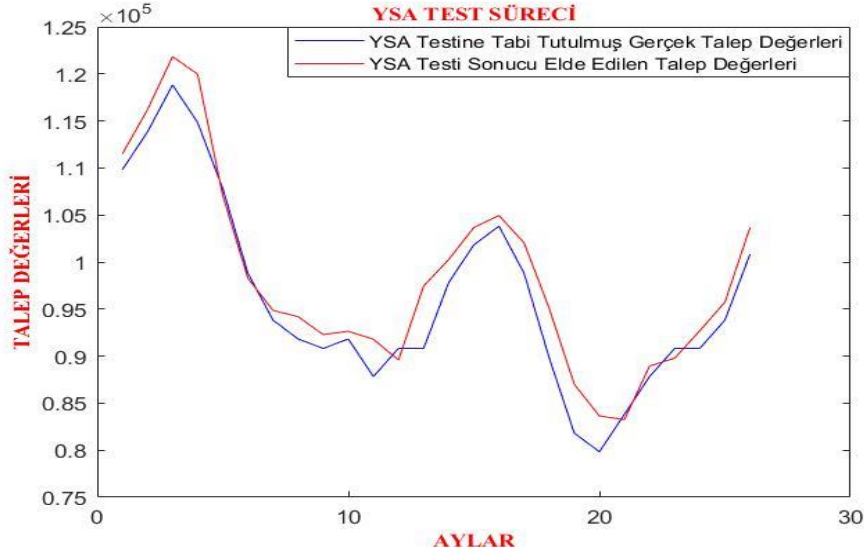
Şekil 28: YSA Test Süreci



Şekil 28'e göre çıktı ve hedef arasındaki uyum, eğitim sürecinde elde edilen uyum ile neredeyse aynı ve başarılı bir eğitim ve test süreci olduğu anlamına gelmektedir. Bu ilişkiyi teste tabi tutulmuş geçmiş dönem talep değerleri ve test sonrası elde edilen talep değerlerine ait şekil ile görmek de mümkündür. İlgili görsel Şekil 29'da yer almaktadır. Mavi renge sahip olan şekil test sürecinde kullanılan

geçmiş döneme ait talep verilerine aittir. Kırmızı renge sahip olan şekil ise test sonucu elde edilen değerlere karşılık gelmektedir. Bu iki şeklin birbirine yakın olması, hatanın ne kadar az ve test sürecinin ne kadar başarılı olduğunu göstermektedir. Bu süreçten sonra ilgili modelin genelleme yeteneğinin olduğu söylenebilir.

Şekil 29: Test Süreci Sonucu Çıktı İle Hedef Arasındaki Uyum



Böylece yapılan NAR sinir ağı dinamik tahmin model denemeleri sonucu seçilen 9-2-2-1 ağ mimarisine sahip model, diğer yöntemler ile kurulacak tahmin model performans değerleri ile sonuç bölümünde kıyaslanmak ve geleceğe yönelik talep tahmini yapmak için hazır hale getirilmiştir.

3.4. BULANIK ZAMAN SERİSİ ANALİZİ İLE TALEP TAHMİN UYGULAMASI

Bulanık zaman serisi tahmin yöntemleri için geliştirilen algoritmalarından biri olan Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem kullanılarak talep tahmini gerçekleştirilecektir. Ardışık dönemler arasındaki değişimi baz alarak geliştirilen bu yöntem, MathWorks tarafından geliştirilmiş dördüncü nesil programlama dili olan MATLAB'in R2020a lisanslı sürümü ile kodlar hazırlanarak gerçekleştirilmiştir.

Matlab'de yer alan workspace penceresinde hafta ve talep olarak isimlendirilmiş iki değişken tanımlanarak hafta değişkenine 1'den 141'e kadar haftalar, talep değişkenine de 141 haftalık talep değerleri girilerek programa tanımlanmıştır. Ardından "diff" komutu ile ardışık talep değerlerinin farkı alınarak fark olarak isimlendirilen bir değişken oluşturulmuştur.

Evrensel kümenin tanımlanması amacıyla değişim değişkeninde yer alan minimum ve maksimum değerler belirlenmiştir. Evrensel kümenin alt kümelere ayrılması amacıyla aralık genişliğinin belirlenmesine yönelik Huarng tarafından geliştirilen ortalamaya dayalı yaklaşım tercih edilerek aralık genişliğinin 5000 olmasına karar verilmiştir. D_1 ve D_2 sayıları sırasıyla 993 ve 999 olarak kullanılarak evrensel küme 7 alt kümeye ayrılmıştır. Evrensel küme $U = [-18.000 \ 17.000]$ olmak üzere, elde edilen 7 alt aralığa ait değerler Tablo 6’ da yer almaktadır.

Tablo 6: Aralıklara Ait Değerler

Alt Aralık	Alt Sınır	Üst Sınır
u_1	-18.000	-13.000
u_2	-13.000	-8.000
u_3	-8.000	-3.000
u_4	-3.000	2.000
u_5	2.000	7.000
u_6	7.000	12.000
u_7	12.000	17.000

Bulanık kümelerin dilsel ifadeleri alt aralıklar yardımıyla belirlenmiştir. Matris olarak ifade edilmesi için “toeplitz” komutu ile dilsel değişkenler oluşturulmuştur. Bu komut ile oluşturulan bulanık kümelerle ait üyelik dereceleri aşağıda gösterildiği gibidir.

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \text{ (büyük azalış)}$$

$$A_2 = \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \text{ (azalış)}$$

$$A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \text{ (küçük azalış)}$$

$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} \text{ (ne azalış, ne artış – değişim yok)}$$

$$A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{0}{u_7} \text{ (küçük artış)}$$

$$A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0,5}{u_7} \text{ (artış)}$$

$$A_7 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{1}{u_7} \text{ (büyük artış)}$$

Haftalara göre hesaplanan değişim değerlerine ait karşılık gelen bulanık kümeler Tablo 7’de yer almaktadır.

Tablo 7:: Bulanık Kümeler

Haftalar	Değişim	Bulanık Küme	Haftalar	Değişim	Bulanık Küme	Haftalar	Değişim	Bulanık Küme
1	-	-	49	-8001	A2	97	-9002	A2
2	3999	A5	50	-7996	A3	98	-12999	A2
3	3996	A5	51	-2	A4	99	-6007	A3
4	3001	A5	52	-4	A4	100	-1998	A4
5	9001	A6	53	3002	A5	101	6002	A5
6	9001	A6	54	1997	A4	102	4	A4
7	8002	A6	55	3009	A5	103	-4008	A3
8	3993	A5	56	5993	A5	104	1006	A4
9	4001	A5	57	5003	A5	105	3997	A5
10	3007	A5	58	5995	A5	106	9996	A6
11	-7005	A3	59	1007	A4	107	-994	A4
12	-7001	A3	60	-9003	A2	108	-6998	A3
13	-7993	A3	61	-10002	A2	109	-17007	A1
14	996	A4	62	-10997	A2	110	-10001	A2
15	999	A4	63	-3	A4	111	-4998	A3
16	996	A4	64	1004	A4	112	998	A4
17	5003	A5	65	3002	A5	113	8004	A6
18	4997	A5	66	-1007	A4	114	-1001	A4
19	4001	A5	67	999	A4	115	-1002	A4
20	4006	A5	68	4008	A5	116	-2001	A4
21	3998	A5	69	8995	A6	117	4005	A5
22	5001	A5	70	3997	A5	118	5002	A5
23	-8003	A2	71	4001	A5	119	-4003	A3
24	-8003	A2	72	-9999	A2	120	-7004	A3
25	-6993	A3	73	-6002	A3	121	1009	A4
26	994	A4	74	-8993	A2	122	-5006	A3
27	1002	A4	75	-4	A4	123	7999	A6
28	2004	A5	76	1006	A4	124	-11002	A2
29	1	A4	77	3996	A5	125	1004	A4
30	-1007	A4	78	1996	A4	126	16001	A7
31	2	A4	79	2999	A5	127	-6999	A3
32	6997	A5	80	3007	A5	128	-10005	A2
33	7007	A6	81	3995	A5	129	7002	A6
34	6999	A5	82	7001	A6	130	-6003	A3
35	-10006	A2	83	3001	A5	131	2001	A5
36	-10996	A2	84	-8999	A2	132	15008	A7
37	-10004	A2	85	-11004	A2	133	10995	A6
38	1002	A4	86	49	A4	134	-7997	A3
39	7	A4	87	-50	A4	135	7996	A6
40	998	A4	88	3	A4	136	8400	A6
41	1994	A4	89	2997	A5	137	-10394	A2
42	1007	A4	90	5001	A5	138	-17007	A1
43	1995	A4	91	5003	A5	139	-9999	A2
44	5997	A5	92	13996	A7	140	12998	A7
45	6006	A5	93	14002	A7	141	-12994	A2
46	6001	A5	94	15001	A7	-	-	-
47	999	A4	95	6001	A5	-	-	-
48	-7002	A3	96	-2995	A4	-	-	-

Bulanık kümelere ayırma işleminden sonra tahmin eyleminin gerçekleştirilebilmesi amacıyla kaç hafta geri gidileceğini ifade eden w dönem sayısının belirlenmesi gerekmektedir. Kaç yıl geri gidilmesi ile ilgili bir standart kural olmaması nedeniyle Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntemle ait

çalışmada seçilen $w=5$ de dahil olmak üzere 2’den 10’a kadar farklı w değerleri ile analiz yapılarak en düşük OKHK ve OMYH değerini veren w değeri, bulanık zaman serisi ile talep tahmin yöntemi olarak diğer yapay zekaya dayalı tahmin yöntemleri ile mukayese edilmek üzere seçilecektir.

Dönem sayısı olan w ’nin seçimine bağlı olarak, tahmin eyleminin gerçekleşmesini sağlayan $O^w(t)$ ve $C(t)$ olarak ifade edilen operasyon ve kriter matrislerinin çarpımı sonucu $R(t)$ olarak adlandırılan ilişki matrisi oluşturulur. İlgili ilişki matrisinde bulunan sütunlara ait en büyük değerler seçilerek ilgili yıl için bulanık değişim matrisi oluşturulmaktadır. Diğer yıllara ait bulanık değişim matrisleri de aynı işlem iterasyonları yapılarak elde edilmektedir.

İlgili yıl için tahmin değeri, bulanık değişim matrisinin durulaştırma işlemine tabi tutulmasıyla gerçekleşmektedir. Tahmini yapılacak dönem için ilgili bulanık kümede en büyük üyelik derecesinin tek olması durumunda, üye olunan bulanık küme belirlenerek orta noktanın hesaplanıp, bir önceki talep değerine eklenerek ilgili dönemin tahmin değeri elde edilmiş olacaktır. İlgili bulanık kümede birden çok maksimum değer olması durumunda, bu değerlerin üye oldukları bulanık kümeleri belirlenerek orta nokta değerlerin aritmetik ortalaması hesaplanarak bir önceki dönemin talep değerine eklenmesi ile tahmin değeri elde edilmiş olacaktır. Yapılan bu işlemlerden sonra farklı w değerlerine göre üretilen talep tahminlerine ait OKHK ve OMYH değerleri Tablo 8’de yer almaktadır. Bu bilgilere göre OKHK ve OMYH değeri en düşük olan Model 4 için tahmin değerleri elde edilmiş ve yapay zekaya dayalı diğer tekniklerle mukayese edilmek üzere ilgili tahmin modeli seçilmiştir.

Tablo 8: Bulanık Zaman Serisine Dayalı Tahmin Modeli Performans Değerleri

Model	w değeri	OMYH (%)	OKHK
Model 1	2	4,93	6891,51
Model 2	3	4,89	6873,60
Model 3	4	4,85	6855,38
Model 4	5	4,83	6846,11
Model 5	6	4,84	6863,06
Model 6	7	4,85	6880,20
Model 7	8	4,87	6901,41
Model 8	9	4,85	6900,61
Model 9	10	4,84	6899,83

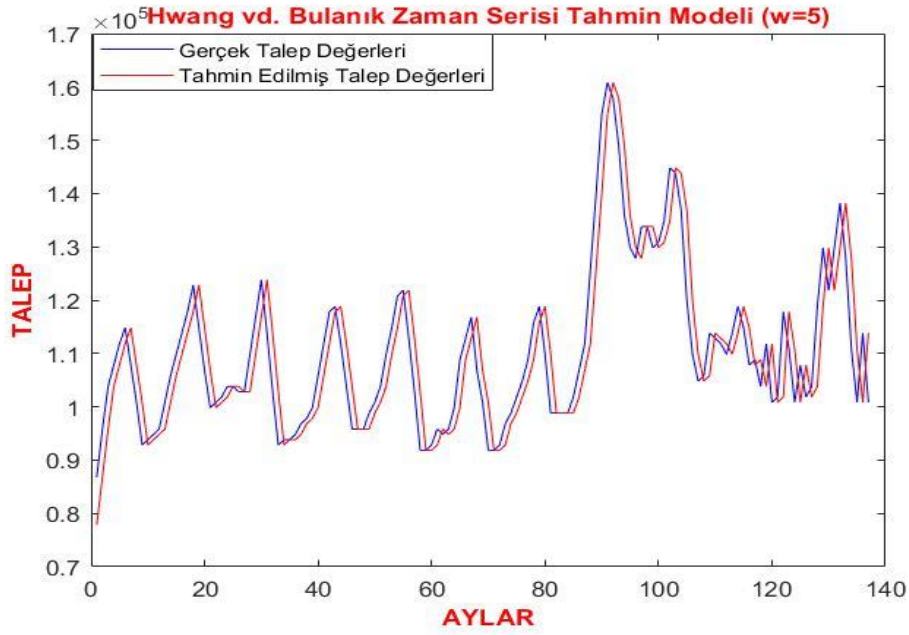
Seçilen en uygun bulanık zaman serisi modeli olan Model 4’e ait tahmin değerleri Tablo 9’da yer almaktadır.

Tablo 9:Model 4 için Talep Tahmin Sonuçları

Haftalar	Talep Değerleri	Tahmin Değerleri	Haftalar	Talep Değerleri	Tahmin Değerleri	Haftalar	Talep Değerleri	Tahmin Değerleri
1	66827	-	49	103823	111824	97	148827	157829
2	70826	-	50	95827	103823	98	135828	148827
3	74822	-	51	95825	95827	99	129821	135828
4	77823	-	52	95821	95825	100	127823	129821
5	86824	-	53	98823	95821	101	133825	127823
6	95825	-	54	100820	98823	102	133829	133825
7	103827	95825	55	103829	100820	103	129821	133829
8	107820	103827	56	109822	103829	104	130827	129821
9	111821	107820	57	114825	109822	105	134824	130827
10	114828	111821	58	120820	114825	106	144820	134824
11	107823	114828	59	121827	120820	107	143826	144820
12	100822	107823	60	112824	121827	108	136828	143826
13	92829	100822	61	102822	112824	109	119821	136828
14	93825	92829	62	91825	102822	110	109820	119821
15	94824	93825	63	91822	91825	111	104822	109820
16	95820	94824	64	92826	91822	112	105820	104822
17	100823	95820	65	95828	92826	113	113824	105820
18	105820	100823	66	94821	95828	114	112823	113824
19	109821	105820	67	95820	94821	115	111821	112823
20	113827	109821	68	99828	95820	116	109820	111821
21	117825	113827	69	108823	99828	117	113825	109820
22	122826	117825	70	112820	108823	118	118827	113825
23	114823	122826	71	116821	112820	119	114824	118827
24	106820	114823	72	106822	116821	120	107820	114824
25	99827	106820	73	100820	106822	121	108829	107820
26	100821	99827	74	91827	100820	122	103823	108829
27	101823	100821	75	91823	91827	123	111822	103823
28	103827	101823	76	92829	91823	124	100820	111822
29	103828	103827	77	96825	92829	125	101824	100820
30	102821	103828	78	98821	96825	126	117825	101824
31	102823	102821	79	101820	98821	127	110826	117825
32	109820	102823	80	104827	101820	128	100821	110826
33	116827	109820	81	108822	104827	129	107823	100821
34	123826	116827	82	115823	108822	130	101820	107823
35	113820	123826	83	118824	115823	131	103821	101820
36	102824	113820	84	109825	118824	132	118829	103821
37	92820	102824	85	98821	109825	133	129824	118829
38	93822	92820	86	98870	98821	134	121827	129824
39	93829	93822	87	98820	98870	135	129823	121827
40	94827	93829	88	98823	98820	136	138223	129823
41	96821	94827	89	101820	98823	137	127829	138223
42	97828	96821	90	106821	101820	138	110822	127829
43	99823	97828	91	111824	106821	139	100823	110822
44	105820	99823	92	125820	111824	140	113821	100823
45	111826	105820	93	139822	125820	141	100827	113821
46	117827	111826	94	154823	139822	-	-	-
47	118826	117827	95	160824	154823	-	-	-
48	111824	118826	96	157829	160824	-	-	-

Gerçek talep değerleri ile tahmin edilen değerlere ait görsel de Şekil 29’da yer almaktadır.

Şekil 29: $w=5$ için oluşturulan Bulanık Zaman Serisi Tahmin Modeli



Böylece bulanık zaman serisi yöntemlerinden biri olan Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem sonucu farklı w değerleri için denenen modellerden seçilen ve Tablo 8’de yer alan Model 4 diğer yöntemler ile kurulacak tahmin model performans değerleri ile sonuç bölümünde kıyaslanmak ve geleceğe yönelik talep tahmini yapmak için hazır hale getirilmiştir.

3.5. SİNİRSEL BULANIK MANTIK YAKLAŞIMI İLE TALEP TAHMİN MODELİNİN OLUŞTURULMASI

ANFIS ağ mimarisi, genel işleyişi ve öğrenme algoritması gibi genel özellikleri önceki bölümde yer almaktadır. Bu bölümde 141 haftalık zaman serisi verisine dayalı talep tahmini için MATLAB-R2020a programı yardımıyla ağ mimarisi oluşturulacak ve performans değerlendirmesi yapılacaktır.

Başlangıç adımı olarak model girdi değişken sayısı belirlenmeye çalışılmıştır. Bu amaç doğrultusunda 1996 yılında Jang tarafından ele alınan doğrusal olmayan yapıya sahip problem çözümünde girdi değişken sayısının az tutulması neticesinde iyi sonuçlar elde edilmesi baz alınmıştır (Jang,1996:1495-1498). Baz alınan noktayı destekler diğer çıkış noktası ise literatürde yer alan çalışmalarda da az girdiye sahip model sonuçlarının daha tatmin edici seviyelerde olmasıdır. Bu tezde en fazla dört girdi değişkenine sahip tahmin modelleri farklı optimizasyon yöntemleri, üyelik

fonksiyon türleri ve sayısına göre oluşturularak denemeler yapılmasına karar verilmiştir.

ANFIS ile oluşturulan tahmin modellerinin girdi değişken sayılarına göre eğitim ve test için ayrılan veri matrisleri aşağıda yer alan Tablo 10'da gösterildiği şekilde oluşturulmuştur.

Tablo 10:ANFIS Modeli Veri Matrisi

Girdi Sayısı	Girdi Değişkeni	Eğitim Veri Seti Matrisi	Test Veri Seti Matrisi
2 Girdili Tahmin Modeli	(X_t, X_{t-1})	(100x2)	(38x2)
3 Girdili Tahmin Modeli	(X_t, X_{t-1}, X_{t-2})	(99x3)	(38x3)
4 Girdili Tahmin Modeli	$(X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3})$	(98x4)	(38x4)

Talep tahmin modeli kurulum aşamasında modele ait girdi değişkenleri için üyelik fonksiyon tipi ve fonksiyon sayılarının, optimizasyon yönteminin, ağ eğitiminin tamamlanmasını ifade eden eğitim çevrim sayısının belirlenmesi gerekmektedir. İncelenen araştırma probleminin doğasına ve elde bulunan veri yapısına bağlı olarak en az hata ile uygun sonuçlar elde edilmesi için belirlenen bazı faktörler deneme yanılma sonucu performans değerlendirmeleri ile farklılaşabileceğinden, standart bir tanımlama söz konusu olmamaktadır. Bu sebeple bahsi geçen tanımlamalar ile deneme yanılmaya dayalı uygun çözümler elde edilene kadar farklı kombinasyonlar denenmiştir.

Zaman serisi ile kurulan öngörü modellerine yönelik literatür incelendiğinde, girdi değişkenlerine ait seçilen çan tipi üyelik fonksiyonunun iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Ancak girdi değişkeninin üyelik fonksiyon tanımlamasına yönelik standart bir kural olmaması sebebiyle, çalışmada diğer üyelik fonksiyonları kullanılarak denemeler gerçekleştirilmiştir.

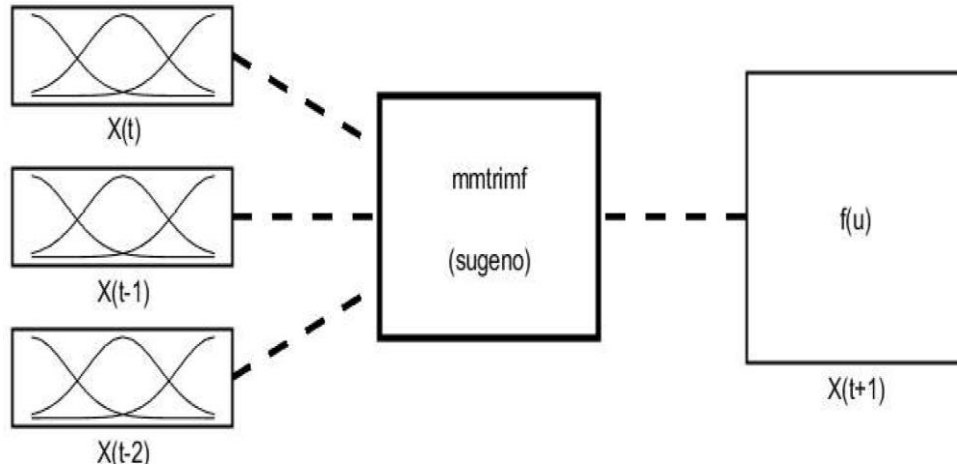
Tahmin modelinde, daha önceki bölümlerde belirtildiği gibi değişken sayısının az olduğu durumlarda öngörü için tercih edilen ve çıktıyı sabit ya da lineer yapıda üreten SUGENO tipi bulanık çıkarım mekanizması tercih edilmiştir (Öztürk vd., 2010).

ANFIS ağ mimarisinin kurulmasına yönelik belirtilen tüm özellikler ve dikkat edilmesi gereken tüm hususlar neticesinde denemeler yapılarak tahmin modelleri oluşturulmuştur. Çalışma kapsamında ANFIS yöntemi ile yapılan tüm denemeler girdi değişken sayısına göre gruplandırıldığında elde edilen en iyi OKHK ve OMYH performans değerine sahip modeller Tablo 11'de yer almaktadır.

Tablo 11:ANFIS Tahmin Modeli Performans Değerleri

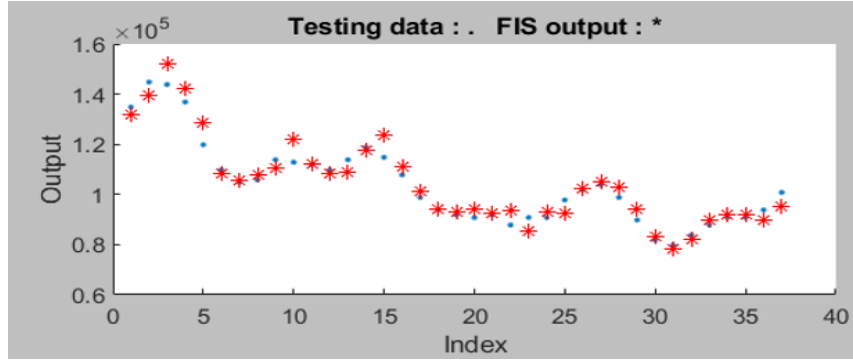
Girdi Sayısı	Üyelik Fonksiyonu	Üyelik Fonksiyonu Sayısı	OMYH (%)	OKHK
2 Girdili Tahmin Modeli	Gaussian Üyelik Fonksiyonu	3-3-3	3,98	5200
3 Girdili Tahmin Modeli	Üçgen Üyelik Fonksiyonu	2-2-2	3,43	4619
4 Girdili Tahmin Modeli	Çan Üyelik Fonksiyonu	2-2-2	4,01	5230

Tablo11’de yer alan 3 girdili tahmin modeli, ANFIS yöntemi ile kurulan modeller içerisinde en düşük OMYH ve OKHK değerlerine sahip olması nedeni ile talep tahmini için kullanılacak olan modeldir. $X(t+1)$ bir sonraki döneme ait tahmini ifade etmek üzere, girdi olarak kullanılan gecikmeli değişkenlere ait verilerin üyelik fonksiyonu üçgen, üyelik fonksiyon sayısı 2 olan bir Sugeno bulanık çıkarım sistemine ait MATLAB gösterimi Şekil 30’da yer almaktadır.

Şekil 30: Tahmin İçin Oluşturulan Sugeno Bulanık Çıkarım Sistemi

Sugeno Çıkarım sisteminin kurulumundan sonra eğitim ve test sürecinin gerçekleşmesi için optimizasyon yöntemi olarak hibrit öğrenme algoritması tercih edilmiştir. Sistemin eğitim süreci tamamlandıktan sonra eğitim ve test için ayrılan verilerden hareketle OKHK değerleri ayrı ayrı incelenmiştir. Bu değerler eğitim için 3916 iken test için 4619 olduğu görülmüştür. Şekil 31’de test için ayrılan ve eğitim de kullanılmayan gerçek değerlerden hareketle öngörülen değerlere ait MATLAB gösterimi aşağıda yer almaktadır.

Şekil 31: Test Sonucu Elde Edilen Gerçek ve Öngörü Değerlerinin MATLAB Gösterimi



Burada yer alan mavi renkli noktalar test için ayrılan gerçek girdi değerleri iken, kırmızı renkli olanlar ise sistem tarafından oluşturulan kurallar neticesinde elde edilen tahmin değerlerine karşılık gelmektedir. Tahmin hatasının az olması bu değerlerin birbirine yakın olmasına bağlıdır. İlgili görsel incelendiğinde gerçek talep değerleri ile tahmin edilen talep değerlerinin birbirine çok yakın olduğu söylenebilir.

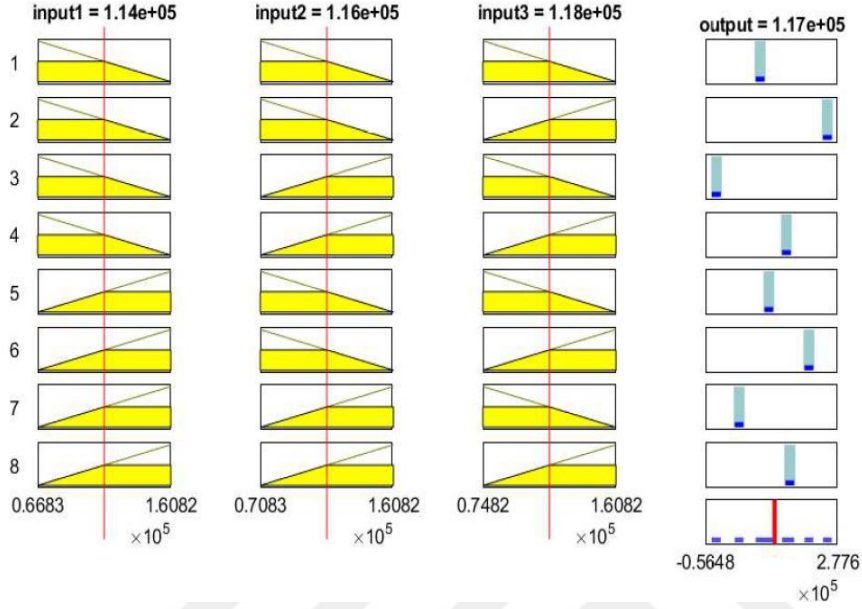
ANFIS ağ yapısı zaman gecikmesi olarak sisteme tanıtılan girdi ve çıktı veri setinden hareketle gerçekleştirdiği eğitim ve test sürecinde uzman görüşüne bağlı olmadan sistem tarafından eğer-ise kuralları oluşturabilmektedir. Talep tahmini için kurulan ANFIS modellerinden performans olarak en iyi olarak değerlendirilen ve tablo 11’de yer alan üç girdili model için sistem tarafından oluşturulan bulanık kural sayısı 8’dir. Üçgen üyelik fonksiyonuna göre oluşturulan bu kurallar Tablo 12’de yer almaktadır. Deneme yanılma yolu ile belirlenen bu model sisteme tanımlanan girdilere ait serilerin veri aralığını “mf1” ve “mf2” olarak ifade edilen 2 üyelik kümeye ayırarak tahmin hatasını en az seviyeye indirmiştir. Bulanık mantık sisteminde dilsel veya diğer bir deyişle sözel ifadelerle karşılık gelen bu üyelik kümelerine ait ifadeler, çalışma kapsamında sadece talep verisi yani tek değişken kullanılması nedeni ile “mf1” ve “mf2” olarak tanımlanmıştır.

Tablo 12: Bulanık Kurallar

Kural 1	EĞER X(t) “mf1” VE X(t-1) “mf1” VE X(t-2) “mf1” İSE çıktı olan X(t+1) “mf1” dir.
Kural 2	EĞER X(t) “mf1” VE X(t-1) “mf1” VE X(t-2) “mf2” İSE çıktı olan X(t+1) “mf2” dir.
Kural 3	EĞER X(t) “mf1” VE X(t-1) “mf2” VE X(t-2) “mf1” İSE çıktı olan X(t+1) “mf3” dir.
Kural 4	EĞER X(t) “mf1” VE X(t-1) “mf2” VE X(t-2) “mf2” İSE çıktı olan X(t+1) “mf4” dir.
Kural 5	EĞER X(t) “mf2” VE X(t-1) “mf1” VE X(t-2) “mf1” İSE çıktı olan X(t+1) “mf5” dir.
Kural 6	EĞER X(t) “mf2” VE X(t-1) “mf1” VE X(t-2) “mf2” İSE çıktı olan X(t+1) “mf6” dir.
Kural 7	EĞER X(t) “mf2” VE X(t-1) “mf2” VE X(t-2) “mf1” İSE çıktı olan X(t+1) “mf7” dir.
Kural 8	EĞER X(t) “mf2” VE X(t-1) “mf2” VE X(t-2) “mf2” İSE çıktı olan X(t+1) “mf8” dir.

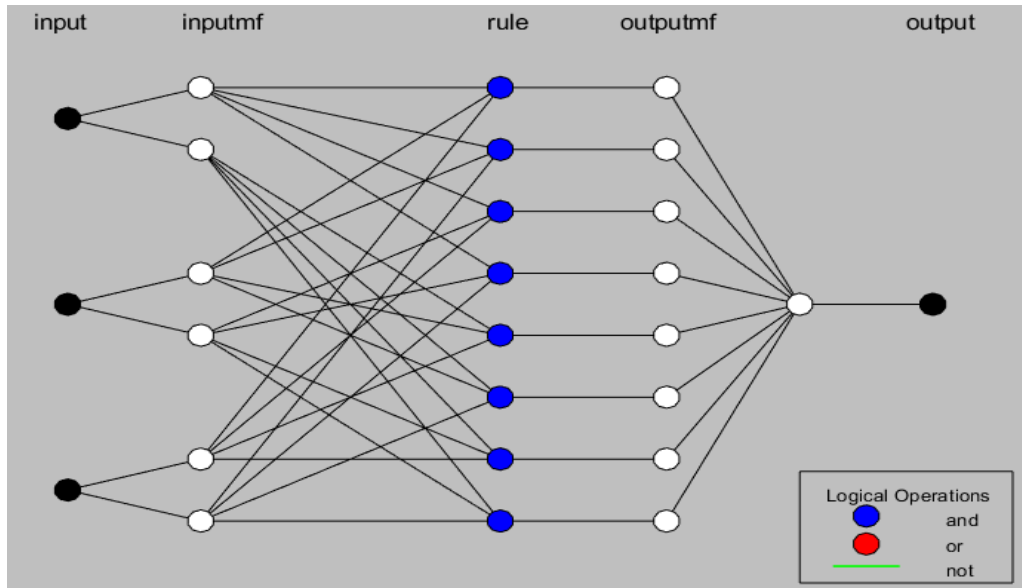
Oluşturulan bulanık kurallara ait MATLAB görüntüsü Şekil 32’de yer almaktadır. İlgili görselde input1 $X(t)$ ’ye, input2 $X(t-1)$ ’e, input3 $X(t-2)$ ’ye ve output $X(t+1)$ ’e karşılık gelmektedir.

Şekil 32: Bulanık Kurallara Ait MATLAB Gösterimi



Seçilen en iyi performans değerine sahip ANFIS ağ mimarisinin MATLAB gösterimi Şekil 33’de yer almaktadır. Böylelikle bu ağ mimarisine sahip model diğer yöntemlerle kurulan tahmin model performans değerleri ile sonuç bölümünde kıyaslanmak ve geleceğe yönelik talep tahmini yapmak için hazır hale getirilmiştir.

Şekil 33: Talep Tahmin Modeli için Kurulan ANFIS Ağ Mimarisi MATLAB Gösterimi



3.6. TAHMİN YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI VE GELECEK DÖNEM TAHMİN DEĞERLERİNİN ELDE EDİLMESİ

Çalışma kapsamında yapay zekaya dayalı tahmin yöntemlerinden YSA, Bulanık Zaman Serisi ve ANFIS yöntemleri ile doğrusal olmayan zaman serisine dayalı tahmin modelleri oluşturulmuştur. Oluşturulan bu modeller literatürde sıklıkla performans ölçütü olarak kullanılan OMYH ve OKHK değerlerine göre kendi içlerinde mukayeseler sonucu en iyi model belirlenmiştir. Aynı performans ölçütlerine dayanarak bahsi geçen üç yönteme ait tahmin modelleri mukayese edilecek ve gelecek dönem talep değerlerinin tahmin işlemi seçilen model ile gerçekleştirilecektir. Yapay zekaya dayalı kurulan üç yöntemin tahmin modellerine ait performans değerleri Tablo 13'te yer almaktadır.

Tablo 13: Tahmin Modellerine Ait Performans Değerleri

Performans Kriterleri	OMYH	OKHK
Tahmin Yöntemleri	(%)	
NAR Sinir Ağı Tahmin Modeli	3,80	5200
Hwang, Chen ve Lee (1998) Tarafından Önerilen Bulanık Zaman Serisi Yöntemine Dayalı Tahmin Modeli	4.83	6846.11
3 Girdili ANFIS Tahmin Modeli	3,43	4619

Tablo 13'e göre hem OMYH hem de OKHK kriterlerine göre en düşük değerlere sahip olan 3 girdili ANFIS tahmin modeli gelecek dönem talep tahmin değerlerinin elde edilmesi için kullanılacaktır. Çalışmanın uygulama kısmında talep tahmin modelinin oluşturulması için kullanılan 141 haftalık talep verisinden hareketle, ANFIS tahmin modeli kullanılarak elde edilen 8 haftalık talep tahmin değerleri Tablo 14'te yer almaktadır.

Tablo 14: İleriye Dönük Talep Tahmini Değerleri

Haftalar	ANFIS Tahmin Sonuçları
142. Hafta	108000
143. Hafta	113000
144. Hafta	115000
145. Hafta	113000
146. Hafta	111000
147. Hafta	110980
148. Hafta	109200
149. Hafta	108300

SONUÇ

Doğru talep tahmini işletmelerin tüm fonksiyonları için karar verme sürecinde başlangıç noktası olarak kullanılan kritik bir unsurdur. Bu kritik unsur, işletmeler tarafından pazar ve ekonomi dünyasında gerçekleşen olayların doğru şekilde takip edilmesine bağlı olarak mevcut durumun korunması, geleceğin barındırdığı belirsizliğe karşı mücadele edilmesi ve rakiplere karşı gelişim seyri gösterebilmesi için uygun planlar çerçevesinde üretilecek çözümlerin dayanak noktası olmaktadır. Bu açıdan değerlendirilecek olursa doğru talep tahmini günümüz sert rekabet koşulları altında değişen ekonomi ve pazar dinamizmine karşı rekabet gücünü arttıran bir faktör olduğu yargısına varılabilir. Belirsizlik içeren geleceğe ışık tutmaya ve ona göre karar verilmesini sağlayan talep tahmini, geçmişten günümüze kadar değişen ve gelişen teknolojiye bağlı olarak pek çok farklı teknik ile karar verme sürecine rehberlik etmiştir. Teknolojiye bağlı olarak geliştirilen yapay zekaya dayalı veya diğer bir ifade ile modern tahmin yöntemleri, geleneksel tahmin yöntemlerinin yetersiz kaldığı noktalarda daha iyi ve güvenilir sonuçlar üretmesi nedeni ile sıklıkla tercih edilmektedir.

İnsana ait zeka gerektiren davranışların makineler tarafından gerçekleştirilmesi amacıyla algoritmalar yardımıyla özellikler kazandırılmasına yapay zeka çalışmaları denmektedir. Yapay zeka alanında yapılan çalışmalar neticesinde uygulama alanı olarak işletme tahmin problemlerinde sıklıkla kullanılmaya başlandığı görülmektedir. Çalışma kapsamında insan gibi düşünebilme, öğrenebilme ve karar verebilme yeteneğine sahip bu teknolojilerden YSA, Bulanık Zaman Serisi ve ANFIS yöntemlerine değinilmiş ve uygulamada kullanılmıştır.

İnsan beyninin çalışma prensibi baz alınarak beyin bazı fonksiyonlarını yerine getirebilme özelliği olan YSA, öğrenmeye odaklı olarak geliştirilmiş bir yapay zeka teknolojisidir. Sisteme tanımlanan verilerden hareketle öğrenme ve öğrenmeye bağlı yeni bilgiler türetebilme üstünlüğüne sahip YSA, eksik veri olması veya doğrusal yapıda olmayan problemlerin modellenmesinde ve çözümünde sıklıkla tercih edilen yöntemlerdendir. Bu yetenekleri nedeni ile işletme tahmin problemlerinde de sıklıkla kullanılan tahmin yöntemi olduğu, yapılan çalışmalar neticesinde literatürde görülmektedir.

YSA, tanımlanan verilerin işlenmesi ve sonuç çıkarma mekanizmasında yer alan ağırlık katsayılarının anlamsal özellik bakımından açıklık getirme özelliğine sahip

değildir. Tahmin uygulamalarında bu ağırlık katsayılarının dilsel olarak karşılığını sürece dahil etmek sadece YSA yöntemi ile mümkün olmamaktadır. Dilsel değişkenlerin tahmin sürecine dahil olmasını sağlayan diğer bir yapay zeka tabanlı yöntemlerden biri olan bulanık mantık yaklaşımı bu eksikliğe imkan tanımaktadır. Bu imkan sinirsel bulanık mantık yaklaşım olarak adlandırılan YSA ve bulanık mantık yöntemlerinin birleşiminden meydana gelmektedir.

Çalışma kapsamında bu birleşim tahmin modeli kurulmadan önce sadece bulanık mantığa dayalı bulanık zaman serisi yöntemlerinden biri olan Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem ile bulanık mantık yaklaşımına dayalı tahmin modeli kurulmuştur. Akabinde YSA ve bulanık mantığın birleşimi olan hibrit model kurularak üç farklı yapay zeka tabanlı tahmin modelinin performans değerleri mukayese edilmiştir. Çalışmanın talep tahmini için öngörü uygulaması bölümünde tahmin modelleri kurulmadan önce bahsi geçen yapay zeka tabanlı yöntemlerin tercih edilme nedenleri çeşitli istatistiksel testlerle gerekçelendirilmiştir. Elde edilen test sonuçlarına göre normal dağılıma sahip olmayan, durağan ve doğrusal yapı özelliği taşımayan 141 haftalık satış verisi için geleneksel tahmin yöntemleri gibi varsayım gerektiren yöntemler yerine, hiçbir varsayım gerektirmeyen yapay zeka tabanlı tahmin yöntemleri kullanılmıştır.

YSA ile kurulan tahmin modeli kurulum aşamasında veri setinin doğrusal yapıda olmayan zaman serisi olması sebebiyle öğrenme zamanına göre dinamik yapıya sahip doğrusal olmayan otoregresif sinir ağı tahmin modeli tercih edilmiştir. Ağın eğitimi ve tahmini olmak üzere iki aşamalı süreç söz konusudur. NAR sinir ağının kurulumu eğitim sürecini başlatmak maksadıyla öğrenme algoritması, gecikme sayısı, gizli katman ve nöron sayısı ve veri setinin eğitim, test ve doğrulama olarak bölümlendirilmesi gerçekleştirilmiştir. Ağın eğitimi açık döngü olarak adlandırılan yapıda en iyi eğitim ve test sonuçları elde edilene kadar devam etmiştir. Ağ performans değerlendirmesi sıklıkla tercih edilen OMYH ve OKHK değerlerine göre yapılmıştır. Yapılan denemeler sonucu öğrenme algoritması Levenberg-Marquardt olan 9-2-2-1 ağ mimarisine sahip NAR sinir ağı modeli 3,80 OMYH ve 5200 OKHK değerleri ile en iyi performansı sergileyen model olarak belirlenmiştir. Gelecek dönem tahmin değerleri elde etmek üzere sürecin ikinci aşaması olan kapalı döngü moduna geçiş için başlangıç parametre değerleri hazır hale getirilmiştir.

Çalışmanın uygulama bölümünde kullanılan ikinci yöntem olarak bulanık zaman serisine dayalı Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen yöntem

kullanılmıştır. Yöntem, içinde bulunulan döneme ait ilgilenilen değişken değerindeki değişimin geçmiş dönem değişim değerleri eğilimi ile ilişkili olduğu fikrine dayanmaktadır. 141 haftalık talep verisine ait evrensel küme tanımlaması yapmak için Huarng tarafından geliştirilen ortalamaya dayalı yaklaşımdan hareketle aralık genişliği 5000 olarak belirlenmiştir. Evrensel kümenin alt sınır değeri -18.000, üst sınır değeri 17.000 olmak üzere 7 alt aralığa ayrılmıştır. Bulanık kümelerle ayırma işlemi gerçekleştirildikten sonra tahmin eyleminin gerçekleştirilmesi maksadıyla w olarak ifade edilen kaç dönem geriye gidileceği 2'den 10'a kadar yapılan denemeler neticesinde belirlenmiştir. Yapılan denemeler sonucu $w=5$ için OMYH değeri 4,83 ve OKHK değeri 6846,11 olarak Bulanık zaman serisine dayalı olarak oluşturulan diğer modellere göre en iyi performans değerine sahip model olduğu görülmüştür.

ANFIS yöntemi YSA'nın öğrenme yeteneği ile bulanık mantık yaklaşımının muğlaklığı dilsel ifadelerle tahmin sürecine dahil olmasını sağlayan yeteneğini birleştiren hibrit bir yapay zeka tabanlı yöntemdir. Çalışma kapsamında talep değişkenine ait gecikmeli değerlerle oluşturulan girdilere bağlı denemeler yapılmıştır. Girdi sayısı olarak 2,3 ve 4 girdili modeller üyelik fonksiyonları, üyelik fonksiyon sayıları ve optimizasyon yöntemleri değiştirilerek çeşitli denemeler sonucu en iyi tahmin modeli belirlenmiştir. Bu model üçgen üyelik fonksiyonuna ve 2-2-2 şeklinde üyelik fonksiyon sayısına sahip hibrit optimizasyon yöntemi kullanılarak oluşturulmuştur. OMYH değeri 3,43 ve OKHK değeri 4619 olan bu model diğer denemeler sonucu elde edilen ANFIS tahmin modellerinden daha iyi performansa sahip olduğu görülmüştür.

Çalışma kapsamında yapay zekaya dayalı tahmin modellerinden YSA , Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen bulanık zaman serisi yöntemi ve ANFIS kullanılarak kurulan tahmin modelleri öncelikle kendi içlerinde yapılan denemeler neticesinde kıyas yolu ile düşük hata seviyesine sahip olan modeller belirlenmiştir. Çalışmanın nihai amacı bahsi geçen tahmin yöntemlerinden performansı en iyi olan yöntemin belirlenmesidir. Bu nedenle ilgili yöntemlerin kullanılması sonucu elde edilen en iyi üç tahmin modeli OMYH ve OKHK kriterlerine göre karşılaştırılmıştır. OMYH değeri 3,43 ve OKHK değeri 4619 olan ANFIS ile kurulan tahmin modeli YSA ve Hwang, Chen ve Lee (1998) tarafından önerilen bulanık zaman serisi yönteminden daha iyi performans sergilediği görülmüştür. Buradan hareketle ANFIS tahmin modeli gelecek 8 haftaya ait tahmin değerlerinin elde edilmesi için kullanılmıştır.

Çalışma kapsamında kullanılan talep tahmin yöntemleri ile kurulan tahmin modellerinin performans değerlendirmesi yapıldığında, veri setinin temin edildiği firmanın gelecek dönem planlama sürecinde temel girdi olarak kullanılmak üzere fayda sağlayacağı düşünülmektedir.



KAYNAKÇA

Abbas, O. (2005). Neural networks in business forecasting. *International Journal of Computer (IJC)*. 19(1): 114-128.

Ahmetoğlu Taşdemir, F. (2008). Zeki Talep Tahmin Yöntemlerinin Doğruluk ve Kamçı Etkisi Açısından Değerlendirilmesi (Yayınlanmamış Doktora Tezi). İstanbul: Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Aksoy, A., Öztürk, N. ve Sucky, E. (2014). Demand Forecasting for Apparel Manufacturers by Using Neuro-Fuzzy Techniques. *Journal of Modelling in Management*. 9(1):18-35

Alekseev, K. P. G., & Seixas, J. M. (2002, November). Forecasting the air transport demand for passengers with neural modelling. In VII Brazilian Symposium on Neural Networks, 2002. SBRN 2002. Proceedings. (pp. 86-91). IEEE.

Alon, I., Qi, M., & Sadowski, R. J. (2001). Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Journal of retailing and consumer services*. 8(3):147-156.

Al-Saba, T., & El-Amin, I. (1999). Artificial neural networks as applied to long-term demand forecasting. *Artificial Intelligence in Engineering*. 13(2):189-197.

Anderson, D., & McNeill, G. (1992). Artificial neural networks technology. *Kaman Sciences Corporation*, 258(6), 1-83.

Armağan, H. (2008). Öğrenci Akademik Performans Değerlendirmesi için Yeni Bir Yaklaşım. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Armstrong, J. S. ve Green, K. C. (2005). *Demand Forecasting: Evidence-Based Methods*. Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics.

Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağıları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.

Basheer, I. A., ve Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of microbiological methods*.43(1): 3-31.

Başakın, E. E. (2018). *Dalgacık Bulanık Zaman Serisi Yöntemi ile Aylık Akım Tahmini*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Bayır, F. (2006). *Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Baykal, N. ve BEYAN, T. (2004). *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

Baykal, N. ve Beyan, T. (2004). *Bulanık mantık: uzman sistemler ve denetleyiciler*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

Bayrakçı, E., & Aksoy, E. 2019 Gri Tahmin Yöntemi: Bireysel Emeklilik Sistemi Üzerine Bir Uygulama. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*. 6(1):20-33.

Bayramoğlu, T., Pabuçcu, H.ve Boz, F. Ç. (2017). Türkiye İçin Anfis Modeli ile Birincil Enerji Talep Tahmini. *Ege Akademik Bakis*.17(3): 431-445.

Benmouiza, K. ve Cheknane, A. (2019). Clustered ANFIS Network Using Fuzzy C-Means, Subtractive Clustering, And Grid Partitioning For Hourly Solar Radiation Forecasting. *Theoretical and Applied Climatology*. 137(1): 31-43.

Benrhmach, G., Namir, K., Namir, A. ve Bouyaghroumni, J. (2020). Nonlinear Autoregressive Neural Network and Extended Kalman Filters for Prediction of Financial Time Series. *Journal of Applied Mathematics*, (2020): 1-6.

Bircan, H. ve Karagöz, Y. (2003). Box-Jenkins Modelleri ile Aylık Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. (6):49-62.

Bougadis, J., Adamowski, K., ve Diduch, R. (2005). Short- term municipal water demand forecasting. *Hydrological Processes. An International Journal*.19(1): 137-148.

Brauers, J. ve Weber, M. (1988). A New Method Of Scenario Analysis For Strategic Planning. *Journal of Forecasting*. 7(1): 31-47.

Cadenas, E., Jaramillo, O. A. ve Rivera, W. (2010). Analysis and forecasting of wind velocity in chetumal, quintana roo, using the single exponential smoothing method. *Renewable Energy*. 35(5):925-930.

Carbonneau, R., Laframboise, K. ve Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. *European Journal of Operational Research*. 184(3): 1140-1154.

Cemalcılar, İ. (1994). *Pazarlama, Kavramlar-Kararlar*. İstanbul: Beta Basım Yayın Dağıtım.

Chang, F.J. ve Chang, Y.T. (2006). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Prediction of Water Level in Reservoir. *Advances in Water Resources*. 29(1): 1-10.

Chang, P. C., Wang, Y. W ve Tsai, C. Y. (2005). Evolving Neural Network For Printed Circuit Board Sales Forecasting. *Expert Systems with Applications*. 29(1): 83-92.

Chase, R. B., ve Jacobs, F. R. (1989). Nicholas J. Aquilano. *Production and Operations Management*.

Chatfield, C. (1993). Neural Networks: Forecasting Breakthrough Or Passing Fad?. *International Journal of Forecasting*. 9(1): 1-3.

Cheng, W., Wagner, W., ve Lin, C. H. (1996). Forecasting The 30-Year US Treasury Bond with a System of Neural Networks. *NeuroVe \$ t Journal*, 1(2).

Chen, S. M. (1996). Forecasting Enrollments Based On Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets And Systems*. 81(3): 311-319.

Chen, S. M. (2002). Forecasting Enrollments Based On High-Order Fuzzy Time Series. *Cybernetics And Systems*. 33(1): 1-16.

Chu, C. W. ve Zhang, G. P. (2003). A Comparative Study Of Linear And Nonlinear Models For Aggregate Retail Sales Forecasting. *International Journal Of Production Economics*. 86(3):217-231.

Co, H. C. ve Boosarawongse, R. (2007). Forecasting Thailand's Rice Export: Statistical Techniques Vs. Artificial Neural Networks. *Computers & Industrial Engineering*. 53(4): 610-627.

Croson, R., Schultz, K., Siemsen, E., ve Yeo, M. L. (2013). Behavioral Operations: The State of The Field. *Journal of Operations Management*. 31(1-2): 1-5.

Cura, T. (2008). *Uygulamalı Modern Sezgisel Teknikler*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.

Çağlar, T. (2007). *Talep Tahmininde Kullanılan Yöntemler ve Fens Teli Üretimi Yapan Bir İşletmede Uygulanması* (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Kırıkkale: Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Çelik, B. (2008). *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Zaman Serisi Analizi: Teori ve Uygulama* (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Çuhadar, M. ve Kayacan, C. (2005). Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Konaklama İşletmelerinde Doluluk Oranı Tahmini: Türkiye'deki Konaklama İşletmeleri Üzerine Bir Deneme. *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*. 16(1): 24-30.

Çuhadar, M. (2006). *Turizm Sektöründe Talep Tahmini için Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Diğer Yöntemlerle Karşılaştırmalı Analizi (Antalya İlinin Dış Turizm Talebinde Uygulama)*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Dalkey, N., ve Helmer, O. (1963). An Experimental Application of The Delphi Method to The Use of Experts. *Management Science*, 9(3):458-467.

Dervitsiotis, K. N. (1981). *Operations Management*. McGraw-Hill Companies.

Diebold, F. X. (1998). *Elements of forecasting*. South-Western College Pub..

Diler, A. İ. (2003). İmkb Ulusal-100 Endeksinin Yönünün Yapay Sinir Ağları Hata Geriye Yayma Yöntemi ile Tahmin Edilmesi. Türkiye’de Bankalar, Sermaye Piyasası ve Ekonomik Büyüme: Koentegrasyon ve Nedensellik Analizi (1989-2000). *İMKB Dergisi*. 7(25-26): 65-82.

Dilworth, J. B. (1992). *Operations Management: Design, Planning and Control for Manufacturing and Services*. Language. 28(723p), 24cm.

Dinç, H., Yayar, R. ve Hekim, M. (2017). Estimation of Tourism Indicators by ANFIS Method in Turkey. *Uluslararası Avrasya Sosyal Bilimler Dergisi*. 8(28):786-809.

Dokur, E.,Kurban, M. ve Yüzgeç, U. (2019). Diferansiyel Gelişim Algoritma Tabanlı Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi ile Kısa Dönem Rüzgar Hızı Kestirimi. *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*. 8(3): 1057-1068.

Doğan, O. (2016). Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sisteminin (ANFIS) Talep Tahmini İçin Kullanımı ve Bir Uygulama. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 31(1): 257-288.

Elmas, Ç. (2010). *Yapay Zeka Uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Elmas, Ç. (2011). *Yapay Zeka Uygulamaları (2.Baskı)*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Erkan, K., APLAK, H. S. ve KABAK, M. (2015). Yetersiz Veri Ortamında Tahminler İçin Örnek Bir Uygulama: Gri Tahmin Yöntemi. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*. 31(1): 82-88.

Erimçağ, H. C. (1986). Satış Tahmin Metodu Olarak Monte-Carlo Simülasyonu. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*. 15(1).

Evans, J. R. (1997). *Production/Operation Management Quality Performance And Value*. 5th-ed. West Publishing Co, New York.

FIRAT, M., Yurdusev, M. A. ve Mermer, M. (2008). Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Aylık Su Tüketiminin Tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*. 23(2): 449-457.

Franses, P. H. ve Franses, P. H. B. (2014). *Time Series Models for Business and Economic Forecasting*. Cambridge University Press.

Frechtling, D.C., (2001). *Forecasting Tourism Demand: Methods and Strategies*, Reed Educational and Professional Publishing, Oxford.

Galushkin, A. I. (2007). *Neural Networks Theory*. Springer Science & Business Media.

Ghiassi, M. ve Nangoy, S. (2009). A Dynamic Artificial Neural Network Model for Forecasting Nonlinear Processes. *Computers & Industrial Engineering*. 57(1): 287-297.

Gurney, K. (1997). *An introduction to neural networks*. CRC press.

Güngör, B. ve Tortum, A. (2007). *Esnek Hesaplama Teknikleri ile Hisse Senedi Fiyat Tahminleri*. Ankara: İmaj Kitabevi.

Hamzaçebi, C. (2011). *Yapay Sinir Ağları*. Bursa: Ekin Basım Yayın Dağıtım.

Hanke, J. E., Reitsch, A. G., ve Wichern, D. W. (2001). *Business forecasting*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

Heizer, J. ve Render, B. (2017). *Üretim Yönetimi*. (Çev. Umut Rıfat Tuzlukaya). Ankara: Palme Yayıncılık.

He, A., ve Jin, X. (2018). NARNET-Based Prognostics Modeling for Deteriorating Systems Under Dynamic Operating Conditions. *International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*: 1322-1327. IEEE.

Hillier, F.S. ve Lieberman, G.J. (2001). *Introduction to Operational Research*. 7th Edition. Mc-Graw-Hill, New York.

Hobbs, B.F., Helman, U., Jitrapaikulsarn, S., Konda, S. ve Maratukulam, D. (1998). Artificial Neural Networks for Short-Term Energy Forecasting: Accuracy and Economic Value, *Neurocomputing*. 23(1-3): 71-84

Hopfield, J. J. (1982). Neural Networks And Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*. 79(8): 2554-2558.

Hoshmand, A. R. (2010). *Business Forecasting A Practical Approach*. NY: Routledge.
Huarng, K. (2001b). Effective Lengths of Intervals to Improve Forecasting in Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets and Systems*.123(3): 387-394.

Hwang, J. R., Chen, S. M. ve Lee, C. H. (1998). Handling Forecasting Problems Using Fuzzy Time Series. *Fuzzy sets and systems*.100(1-3): 217-228.

Hyndman, R. J. ve Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*.22(4): 679-688.

Işıklı, Ş. (2008). Bulanık Mantık ve Bulanık Teknolojiler. *Ankara Üniversitesi, Felsefe Bölümü Dergisi*. (19): 105-126.

İbrahim, M., Jemei, S., Wimmer, G. ve Hissel, D. (2016). Nonlinear Autoregressive Neural Network in an Energy Management Strategy for Battery/Ultra-Capacitor Hybrid Electrical Vehicles. *Electric Power Systems Research*. 136: 262-269.

İlhan, C. (1994). Pazarlama Kavramlar Kararlar. İstanbul: Beta Basım Yayım.

İnceoğlu, F.E. (2010). *Bulanık Zaman Serisi Yöntemleri ile İMKB Öngörüsü* (Yayınlanmamış YL Tezi). Samsun: Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Jang, J. S. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 23(3): 665-685.

Jang, J. S. (1996). Input Selection for ANFIS Learning. In *Proceedings of IEEE 5th international fuzzy systems 2*: 1493-1499.

Jeong, B., Jung, H. ve Park, N. (2002). A Computerized Causal Forecasting System Using Genetic Algorithms in Supply Chain Management, *The Journal of Systems and Software* 60(3): 223-237.

Kalaycı Demirci, E. (2020). ANFIS ile Doğalgaz Talep Tahmini; Türkiye Örneği. *Uluslararası Sosyal Bilimler Akademi Dergisi*. 2(3): 495-511.

Kahn, K. B. (2002). An Exploratory Investigation of New Product Forecasting Practices. *Journal of Product Innovation Management: An International Publication Of The Product Development & Management Association*. 19(2): 133-143.

Kahn, K. B. (2014). *New Product Forecasting: An Applied Approach*. Routledge.

Kandananond, K. (2011). Forecasting Electricity Demand in Thailand with an Artificial Neural Network Approach. *Energies*. 4(8): 1246-1257.

Kaya, H. (2018). Akciğer Hastalıkları Teşhisinde Sınıflandırma ve Bulanık Mantık Yöntemlerinin Uygulanması. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Ankara: Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Keleşoğlu, Ö., Ekinci, C.E. ve Fırat, A. (2005). The Using Of Artificial Neural Networks in Insulation Computations. *Journal of Engineering and Natural Sciences*, Sigma,3: 58-66.

Keth, L., Muhlemen, A. ve Oakland, J. (1994). Production and Operations Management.

Kırbaş, İ. (2018). İstatistiksel metotlar ve yapay sinir ağları kullanarak kısa dönem çok adımlı rüzgâr hızı tahmini. *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 22(1): 24-38.

Klassen, R. D. ve Flores, B. E. (2001). Forecasting Practices of Canadian Firms: Survey Results and Comparisons. *International Journal of Production Economics* .70(2):163-174.

Kobu, B. (2014). *Üretim Yönetimi*. İstanbul: Beta Basım Yayın.

Korucuk, S.ve Tatlı, Y. (2017). Talep Tahminin İşletmelere Sağladığı Yararlar: İmalat İşletmelerinde Bir Araştırma. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*. (12):223-238.

Köse, E., Aplak, H.S ve Kabak, M. (2015). Yetersiz Veri Ortamında Tahminler İçin Örnek Bir Uygulama: Gri Tahmin Yöntemi. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi*.31(1): 82-88.

Krajewski, L. J., Ritzman, L. P. ve Malhotra, M. K. (2010). *Operations Management: Processes and Supply Chains*. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson.

Krenker, A., Beřter, J. ve Kos, A. (2011). Introduction to The Artificial Neural Networks. Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications. *InTech*. 1-18.

Kubat, C. (2017). *Matlab Yapay Zeka ve Mühendislik Uygulamaları*. İstanbul: Abaküs Yayınevi.

Kuusirinne, J. (2014). *Optimizing Demand Planning Process-Seeking the Best Statistical Forecasting Method* (Unpublished Master's thesis). Finland: Tampere University of Technology.

Larose, Daniel T. (2005). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, Wiley-Interscience

Lasek, A., Cercone, N. ve Saunders, J. (2016). Restaurant Sales and Customer Demand Forecasting: Literature Survey and Categorization of Methods. *Smart City 360°*.479-491.

Law, A. M., Kelton, W. D. ve Kelton, W. D. (2000). *Simulation Modeling and Analysis* (3):New York: McGraw-Hill.

Law, R. (2000). Back-Propagation Learning in Improving The Accuracy of Neural Network-Based Tourism Demand Forecasting. *Tourism Management*. 21(4):331-340.

Lawrence, M. ve O'Connor, M. (2005). Judgmental Forecasting in The Presence of Loss Functions. *International Journal of Forecasting*. 21(1): 3-14.

Lee, J. K. ve Yum, C. S. (1998). Judgmental Adjustment in Time Series Forecasting Using Neural Networks. *Decision Support Systems*. 22(2): 135-154.

Li, Z., Rose, J. M. ve Hensher, D. A. (2010). Forecasting Automobile Petrol Demand in Australia: An Evaluation of Empirical Models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*.44(1): 16-38.

Lin, M., Tsai, C., Cheng, C. ve Chang, C. (2004). Using Fuzzy QFD for Design of Low-End Digital Camera. *International Journal of Applied Science and Engineering*. 2(3): 222-233.

Ludwig, B. (1997). Predicting the future: Have You Considered Using The Delphi Methodology. *Journal of Extension*. 35(5): 1-4.

Luxhøj, J. T., Riis, J. O., ve Stensballe, B. (1996). A Hybrid Econometric—Neural Network Modeling Approach for Sales Forecasting. *International Journal of Production Economics*. 43(2-3):175-192.

Maad M. Mijwel, (2018). Artificial Neural Networks Advantages and Disadvantages. Maind, S. B. ve Wankar, P. (2014). Research paper on basic of artificial neural network. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. 2(1): 96-100.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C. ve Hyndman, R. J. (2008). *Forecasting Methods and Applications*. John Wiley & Sons.

Menezes Jr, J. M. P. ve Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*, 71(16-18): 3335-3343.

Muhlemann, A., Oakland, J. ve Lockyer, K. (1994). *Production and Operations Management* (6th Edition). London: Pitman Publishing.

Muralitharan, K., Sakthivel, R., ve Vishnuvarthan, R. (2018). Neural Network Based Optimization Approach for Energy Demand Prediction in Smart Grid. *Neurocomputing*. 273:199-208.

Mital, A., Desai, A., Subramanian, A. ve Mital, A. (2014). *Product Development: a Structured Approach to Consumer Product Development, Design, and Manufacture*. Elsevier.

Molla, B., Cagıl, G. ve Uyaroğlu, Y. (2021). BİST 100 Getiri Zaman Serisinin Kaotik Analizi ve ANFIS ile Kısa Dönemli Öngörülebilirliği. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*.36(2):577-592.

Mordjaoui, M. ve Boudjema, B. (2011). Forecasting and modelling electricity demand using Anfis predictor. *Journal of Mathematics and Statistics*.7(4): 275-281.

Nabiyev, V. (2005). *Yapay Zeka*. Ankara: Seçkin Kitabevi.

Nabiyev, V. V. (2012). *Yapay zeka: insan-bilgisayar etkileşimi*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Nahmias, S., & Olsen, T. L. (2015). *Production and operations analysis*. Waveland Press.

Namlı, E., Ünlü, R. Ve Gül E. (2019). Fiyat Tahminlemesinde Makine Öğrenmesi Teknikleri ve Doğrusal Regresyon Yöntemlerinin Kıyaslanması; Türkiye’de Satılan İkinci El Araç Fiyatlarının Tahminlenmesine Yönelik Bir Vaka Çalışması. *Konya Mühendislik Bilimleri Dergisi* .7(4): 806-821.

Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M. ve Ramasastri, K. S. (2004). A Neuro-Fuzzy Computing Technique for Modeling Hydrological Time Series. *Journal of Hydrology*.291(1): 52-66.

Nikolopoulos, K., Goodwin, P., Patelis, A. ve Assimakopoulos, V. (2007). Forecasting with cue information: A comparison of multiple regression with alternative forecasting approaches. *European Journal of Operational Research*.180(1): 354-368.

Nguyen, H. T., Prasad, N. R., Walker, C. L. ve Walker, E. A. (2002). *A First Course in Fuzzy and Neural Control*. CRC press.

Nugus, S. (2005). *Financial Planning Using Excel: Forecasting, Planning and Budgeting Techniques*, 2nd Edition, CIMA Publishing, Oxford.

Okul, D. (2007). *Analitik Ağ süreci ve Bulanık Mantık Yardımıyla Kalite Fonksiyon Yayılımının Mobilya Sektöründe Uygulanması*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Ankara: Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Özden, S. ve Öztürk, A. (2018). Yapay sinir ağları ve zaman serileri yöntemi ile bir endüstri alanının (ivedik OSB) elektrik enerjisi ihtiyaç tahmini. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*.11(3): 255-261.

Özek A. ve Sinecen M. (2004). Klima Sistem Kontrolünün Bulanık Mantık İle Modellemesi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*.10(3): 353-358.

Özkan, A. İ. (2006). *Tornalamada Kesme Kuvvetlerinin ve Takım Ucu Sıcaklığının Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağı Teknikleriyle Tahmin Edilmesi*. (Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi). Konya: Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Öztaş, T. (2015). *Bulanık zaman serilerinin talep tahminlerinde kullanılmasına yönelik işletme uygulaması* (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Denizli: Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.

Öztemel, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.

Öztürk, M., Hançer, M., Ulutaş M.S. Can, M., Tartık, M., Günel A., Şahin U., Şahin, A.D. ve Akyüz, D.E. (2010). Bulanık Mantık Hesaplamalarına Dayalı Binalarda Isı Kayıp-Kazanç Yaklaşımı (ss.321-333) *Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu-BMYS* Diyarbakır.14-16 Ekim 2010.

Padmakumari, K., Mohandas, K.P. ve Thiruvengadam, S., (1999). Long Term Distribution Demand Forecasting Using Neuro Fuzzy Computations. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*.21: 315-322

Pekmezci, A., Dinçer, N. ve İşçi Güneri, Ö. (2019). Ekonometrik Zaman Serileri Tahmininde Bulanık Zaman Serileri Yöntemlerinin Karşılaştırılması. *Journal of Life Economics*.6(3):307-320

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. ve Williams, R.J. (1986). Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*. 323: 533–536.

Russell, R. ve Taylor, B.W., (2000). “Operations Management”, 3th Edition, Prentice Hall Regents, New Jersey.

Rutkowski, L. (2004). *Flexible Neuro Fuzzy Systems: Structures, Learning and Performance Evaluation*. New York: Kluwer Academic Publishers.

Saatçioğlu, D. ve Özçakar, N., (2016).Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Aralıklı Talep Tahmini. *Beykoz Akademi Dergisi*. 4 (1): 1-25.

Sanders, N.R. ve Manrodt, K.B., (2003).The Efficacy of Using Judgmental Versus Quantitative Forecasting Methods in Practice. *Omega* 31: 511-522.

Sari, S. S., ve YİĞİTER, Ş. Y. (2020). Borsa İstanbul Hisse Senedi Getirilerinin ANFIS Aracılığıyla Tahmin Edilmesi. *Bingöl Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*.4(1): 171-193.

Sarkar, R., Julai, S., Hossain, S., Chong, W. T. ve Rahman, M. (2019). A comparative study of activation functions of NAR and NARX neural network for long-term wind speed forecasting in Malaysia. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019:-1-14.

Sattarov, R. (2008). *Kalite Fonksiyon Yayılımında Bulanık Mantık Yaklaşımı: Beyaz Eşya Sektöründe Bir Uygulama*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Saygılı, Y. S. (2008). *İstatistiksel Yöntemlerle Yapay Sinir Ağları Uygulamalarının Karşılaştırılması: Milli Savunma Bakanlığı Bütçesinin Öngörülmesi*, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Ankara :Kara Harp Okulu Savunma Bilimleri Enstitüsü.

Seibi, A. ve Al-Alawi ve S. M., (1997). Prediction of Fracture Toughness Using Artificial Neural Networks (ANNs). *Engineering Fracture Mechanics*.56 (3): 311-319.

Schroeder, R. G., Goldstein, S. M. ve Rungtusanatham, M. J. (1993). *Operations management*. New York: McGraw-Hill.

Sivanandam, S. N., Sumathi S. ve Deepa, S.N. (2007). Introduction to Fuzzy Logic using Matlab. Berlin: Springer.

Skulmoski, G. J., Hartman, F. T. ve Krahn, J. (2007). The Delphi method for graduate research. *Journal of Information Technology Education: Research*.6(1): 1-21.

Sofyalıoğlu, Ç ve Öztürk, Ş. (2013). Bir Çimento Firması İçin Dönemsel Satış Miktarlarının Tahmininde Bulanık Zaman Serisi Modellerinin Karşılaştırılması. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*.18(3): 161-186.

Song, Q. ve Chissom, B. S. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy sets and systems*. 54(3):269-277.

Song, Q. ve Chissom, B. S. (1994). Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part II. *Fuzzy sets and systems*.62(1):1-8.

Stevenson, W.J. (2009). Operations Management, Tenth Edition, New York , USA, McGraw Hill, Internationa Edition.

Şahin, A. E. (2001). Eğitim Araştırmalarında Delphi Tekniği ve Kullanımı. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*. 20(20):215-220.

Şen, A. ve Kaba, G. (2009). Öncü Göstergeler Kullanımının Tahminin Doğruluğuna Etkisi: Türk Otomotiv Pazarı Üzerine Bir Araştırma. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*. 27(2):397-411.

Şentarlı, İ. (2013). Operations Management. Ankara: Efil Yayınevi.

Şen, Z. (2004). Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modelleme Prensipleri. İstanbul: Su Vakfı Yayınları.

Şen, Z. (2010). Fuzzy Logic and Hydrological Modeling, CRC Press, Florida.

Tekin, M. (1996). Üretim Yönetimi. Arı Ofset Matbaacılık.

Tezekici, B. S., Acır, N., ve Görür, A. (1998). Yapay sinir ağları ile meteorolojik parametre tahmini. *Niğde Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*.2(1):26-32.

Tozan, H. (2009). Hybprid fuzzy/grey and anfis approaches to bullwhip effect in supply chains.8(4):461-470.

Turgut, A., Temir, A., Aksoy, B. ve Özsoy, K. (2019). Yapay Zekâ Yöntemleri İle Hava Sıcaklığı Tahmini İçin Sistem Tasarımı Ve Uygulaması. *International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry*.3(3):244-253.

Uygunoğlu, T. ve Yurtcu, Ş. (2006). Yapay Zeka Tekniklerinin İnşaat Mühendisliği Problemlerinde Kullanımı. *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi*. 2(1): 61-70.

Üreten, S. (2004). *Üretim/İşlemler Yönetimi, Stratejik Kararlar ve Karar Modelleri*. Ankara: Gazi Kitabevi.

Wang, C. H. ve Hsu, L. C. (2008). Constructing and applying an improved fuzzy time series model: Taking the tourism industry for example. *Expert Systems with Applications*.34(4): 2732-2738.

Wang, C.(2015). *A Study Of Membership Functions On Mamdani-Type Fuzzy Inference System For Industrial Decision-Making*. (Doctoral Dissertation). Bethlehem: Lehigh University

Wang, S., ve Chaovalitwongse, W. A. (2010). Evaluating and comparing forecasting models. *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*.

Wei, L. Y. (2016). A hybrid ANFIS model based on empirical mode decomposition for stock time series forecasting. *Applied Soft Computing*. 42:368-376.

Weron, R. (2007). *Modeling and forecasting electricity loads and prices: A statistical approach* (Vol. 403). John Wiley & Sons.

Wichern, J. E. H. D. Business Forecasting John E. Hanke Dean Wichern Ninth Edition.

Widrow, B. ve Hoff, M. E. (1960). Adaptive Switching Circuits. *Ire Wescon Convention Record*. (4): 96-104.

Wild, R. (1984). Production and Operations Management, Principles and Techniques.

Wheelwright, S., Makridakis, S., & Hyndman, R. J. (1998). Forecasting: methods and applications. John Wiley & Sons.

Woudenberg, F. (1991). An evaluation of Delphi. *Technological forecasting and social change*.40(2): 131-150.

Yıldırım, M. (1998). *Bulanık Mantıklı Yapay Sinir Ağı ile Doğrusal Olmayan Sistem Modelleme*. (Yüksek Lisans Tezi). Kocaeli: Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Yılmaz, M. (2005). Bulanık Mantığın Jeodezik Problemlerin Çözümünde Kullanılması. 2. *Ulusal Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu Kitabı* (ss.512-522), Düzenleyen TMMOB Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası ve İstanbul Teknik Üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Bölüm Başkanlığı İstanbul. 23-25 Kasım 2005.

Yücel, A. (2010). *Tedarikçi Seçimi Probleminde Bütünleşik Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı*. (Doktora Tezi). İstanbul: İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*. 8 (3): 338–353.

Zancanaro, J. A., dos Santos, O. L., Ugarte, L. F., Giesbrecht, M., & de Almeida, M. C. (2019, September). Energy consumption forecasting using SARIMA and NARNET: An actual case study at university campus. In 2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference-Latin America (ISGT Latin America) (pp. 1-6). IEEE

Zhang, G., Patuwo, B. E. ve Hu, M. Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art. *International Journal of Forecasting*, 14: 35-62.





EK 1: Açık Döngü Modlu Nar Sinir Ağı İle Tasarlanan Modeller

MODEL	Girdi Katmanı	1.Gizli Katman	2.Gizli Katman	Performans Kriterleri			
	Gecikme Sayısı	Gizli Nöron Sayısı	Gizli Nöron Sayısı	Test-R	Doğruluk-R	Ağ Performansı OKHK	Ağ Performansı OMYH (%)
1	2	1	-	0,9015	0,9449	4832,5	4,60
2	2	2	-	0,7461	0,9663	6275,1	7,05
3	2	3	-	0,8498	0,9435	4738,1	4,47
4	2	4	-	0,8364	0,9576	5743,7	5,57
5	2	5	-	0,8002	0,9233	4953,7	4,17
6	2	6	-	0,7951	0,9032	5738,1	5,62
7	2	7	-	0,8374	0,9127	5357	4,03
8	2	8	-	0,7956	0,8975	5507,5	5,01
9	2	9	-	0,8079	0,9319	5131,1	4,47
10	2	10	-	0,8233	0,9364	4721,9	3,97
11	3	1	-	0,8104	0,9289	5000,1	4,93
12	3	2	-	0,8365	0,9354	4976,5	4,87
13	3	3	-	0,8457	0,9236	4687,6	4,58
14	3	4	-	0,7744	0,9012	5675	5,42
15	3	5	-	0,8486	0,9034	4882,6	4,40
16	3	6	-	0,8330	0,9289	5125,9	4,83
17	3	7	-	0,8254	0,9572	4867,6	4,41
18	3	8	-	0,8048	0,9334	5004,7	4,55
19	3	9	-	0,8294	0,9470	5366,1	4,65
20	3	10	-	0,8377	0,9366	5217	5,05
21	4	1	-	0,8412	0,9413	5350,5	4,87
22	4	2	-	0,7760	0,9231	6185,7	5,70
23	4	3	-	0,8287	0,9365	4803,9	4,14
24	4	4	-	0,7890	0,9265	6095,3	5,62
25	4	5	-	0,8507	0,9546	4781,5	4,23
26	4	6	-	0,8666	0,9678	4864,8	4,63
27	4	7	-	0,8233	0,9432	4806,1	4,45
28	4	8	-	0,8221	0,9606	5329,9	4,59
29	4	9	-	0,8021	0,9245	5631	5,17
30	4	10	-	0,7690	0,9299	5837,7	4,93
31	5	1	-	0,9221	0,9173	4843,6	4,68
32	5	2	-	0,8207	0,9253	4780,9	4,13
33	5	3	-	0,7946	0,9024	6570,9	6,25
34	5	4	-	0,8373	0,9631	5614,9	5,47
35	5	5	-	0,7653	0,9631	6586,3	5,75
36	5	6	-	0,9414	0,9515	4740,7	4,85
37	5	7	--	0,8004	0,9236	4823	4,42
38	5	8	--	0,8876	0,9239	4849,8	4,43
39	5	9	--	0,8190	0,8984	6356	5,77
40	5	10	--	0,7903	0,9562	5480,4	4,53
41	6	1	--	0,7858	0,8663	6892,5	6,64
42	6	2	--	0,7568	0,9063	6317	6,72
43	6	3	--	0,9356	0,9438	4381,4	4,33
44	6	4	-	0,8441	0,9320	6.137,3	5,99
45	6	5	-	0,8051	0,9532	5457	4,34
46	6	6	-	0,8822	0,9567	5991,5	5,97
47	6	7	-	0,8493	0,9631	5194,8	4,46
48	6	8	-	0,8704	0,9417	4717,6	4,06
49	6	9	-	0,8268	0,9601	4769,7	4,12
50	6	10	-	0,7724	0,9254	6044	5,65
51	7	1	-	0,9123	0,9456	4797	4,78
52	7	2	-	0,8966	0,9654	4840,2	4,54
53	7	3	-	0,8740	0,9435	4891,8	4,77
54	7	4	-	0,8815	0,9582	5156,9	5,03
55	7	5	-	0,8512	0,9236	6594,9	6,36
56	7	6	-	0,8809	0,9569	5514,1	5,26
57	7	7	-	0,9090	0,9619	5192,7	4,71

58	7	8	-	0,7221	0,9291	5867,3	4,75
59	7	9	-	0,8816	0,9602	5234,6	4,74
60	7	10	-	0,8458	0,9672	5377,2	4,38
61	8	1	2	0,8596	0,9236	4987,9	4,79
62	8	2	-	0,8564	0,9365	5574,7	5,33
63	8	3	-	0,8892	0,9562	5203,2	5,30
64	8	4	-	0,8936	0,9536	5540,7	5,63
65	8	5	-	0,9268	0,9458	5816,3	5,96
66	8	6	2	0,7920	0,9478	5134,9	5,09
67	8	7	-	0,9518	0,9785	4686,6	4,85
68	8	8	-	0,8689	0,9490	6537,2	6,29
69	8	9	-	0,8288	0,9706	5834,3	4,68
70	8	10	-	0,7655	0,9788	5305,6	4,43
71	9	1	2	0,8947	0,9764	5352,1	5,55
72	9	2	2	0,9785	0,9345	5200	3,80
73	9	3	-	0,9236	0,9676	5335,3	5,15
74	9	4	-	0,9587	0,9878	4673,1	5,02
75	9	5	-	0,8394	0,9381	5309,9	5,00
76	9	6	-	0,9375	0,9598	4549,7	4,15
77	9	7	-	0,9852	0,9051	4922	4,89
78	9	8	-	0,9684	0,8696	4541	4,52
79	9	9	2	0,9787	0,8730	4698,5	4,77
80	9	10	-	0,9555	0,8220	4321,9	4,44
81	10	1	3	0,9796	0,9379	4289,3	4,66
82	10	2	-	0,9745	0,8869	4567,2	4,15
83	10	3	-	0,9688	0,9330	1693,4	4,67
84	10	4	2	0,9832	0,8379	4850	4,86
85	10	5	-	0,9889	0,8759	5113,7	5,05
86	10	6	2	0,9853	0,8293	4554,6	4,72
87	10	7	-	0,9803	0,7899	5770,1	5,20
88	10	8	3	0,9789	0,9027	4666,6	4,89
89	10	9	-	0,9864	0,8199	4987,8	4,65
90	10	10	-	0,9884	0,9040	4725,9	4,96