AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Hilal YILMAZ

ANTALYA İLİ AYLIK KONUT SATIŞININ ÇOKLU DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TAHMİNİ

Ekonometri Ana Bilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Antalya, 2018

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Hilal YILMAZ

ANTALYA İLİ AYLIK KONUT SATIŞININ ÇOKLU DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TAHMİNİ

Danışman
Doç. Dr. Ömür TOSUN

Ekonometri Ana Bilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Antalya, 2018

T.C.
Akdeniz Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne,

Hilal YILMAZ'ın bu çalışması, jürimiz tarafından Ekonometri Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans Programı tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan	: Prof. Dr. Ali KÖSE	(İmza)
Üye (Danışmanı)	: Doç. Dr. Ömür TOSUN	(İmza)
Üye	: Doç. Dr. Emre İ. ÇETİN	(İmza)

Tez Başlığı: Antalya İli Aylık Konut Satışının Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları ile Tahmini

Onay: Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Tez Savunma Tarihi : 25/06/2018

Mezuniyet Tarihi : 02/08/2018

(İmza)

Prof. Dr. İhsan BULUT

Müdür

AKADEMİK BEYAN

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum "Antalya İli Aylık Konut Satışının Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları ile Tahmini" adlı bu çalışmanın, akademik kural ve etik değerlere uygun bir biçimde tarafımca yazıldığını, yararlandığım bütün eserlerin kaynakçada gösterildiğini ve çalışma içerisinde bu eserlere atıf yapıldığını belirtir; bunu şerefimle doğrularım.

(imza)

Hilal YILMAZ

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
TEZ ÇALIŞMASI ORİJİNALLİK RAPORU
BEYAN BELGESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ'NE

ÖĞRENCİ BİLGİLERİ	
Adı-Soyadı	**Hilal YILMAZ**
Öğrenci Numarası	**20145244010**
Enstitü Ana Bilim Dalı	**Ekonometri**
Programı	**Tezli Yüksek Lisans**
Programın Türü	**(X) Tezli Yüksek Lisans ( ) Doktora ( ) Tezsiz Yüksek Lisans**
Danışmanının Unvanı, Adı-Soyadı	**Doç. Dr. Ömür TOSUN**
Tez Başlığı	**Antalya İli Aylık Konut Satışının Çoklu Doğrusal Regresyon Modeli veYapay Sinir Ağları İle Tahmini**
TurnItIn Ödev Numarası	**984856116**

Yukarıda başlığı belirtilen tez çalışmasının a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana Bölümler ve d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 70 sayfalık kısmına ilişkin olarak, 24/07/2018 tarihinde tarafımdan TurnItIn adlı intihal tespit programından Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nda belirlenen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan ve ekte sunulan rapora göre, tezin/dönem projesinin benzerlik oranı;

alıntılar hariç %13

alıntılar dahil % 13'tür.

Danışman tarafından uygun olan seçenek işaretlenmelidir:

(x) Benzerlik oranları belirlenen limitleri aşmıyor ise;
Yukarıda yer alan beyanın ve ekte sunulan Tez Çalışması Orijinallik Raporu'nun doğruluğunu onaylarım.

( ) Benzerlik oranları belirlenen limitleri aşıyor, ancak tez/dönem projesi danışmanı intihal yapılmadığı kanısında ise;

Yukarıda yer alan beyanın ve ekte sunulan Tez Çalışması Orijinallik Raporu'nun doğruluğunu onaylar ve Uygulama Esasları'nda öngörülen yüzdelik sınırlarının aşılmasına karşın, aşağıda belirtilen gerekçe ile intihal yapılmadığı kanısında olduğumu beyan ederim.

Gerekçe:

Benzerlik taraması yukarıda verilen ölçütlerin ışığı altında tarafımca yapılmıştır. İlgili tezin orijinallik raporunun uygun olduğunu beyan ederim.

24/07/2018

(imza)
Doç. Dr. Ömür TOSUN

İ Ç İ N D E K İ L E R

ŞEKİLLER LİSTESİ……...iv
TABLOLAR LİSTESİ……..v
KISALTMALAR LİSTESİ…….vi
ÖZET ……..vii
SUMMARY ……...viii
TEŞEKKÜR……...……..ix
ÖNSÖZ……..x
GİRİŞ…….1

BİRİNCİ BÖLÜM
TALEP TAHMİNİ

1.1. Talep Tahmini Kavramı…...…….……3
1.2. Talep Tahmininin Önemi…….…3
1.3. Zaman Aralığına Göre Talep Tahmini……...….4
1.4. Talep Tahmini İlkeleri……..…….…..5
1.5. Talep Tahmin Araştırması…….……...5
1.6. Talep Tahmini Araştırma Yöntemleri……..6
1.6.1. Yargısal Yöntemler……...…6
1.6.2. Nedensel Yöntemler…….…....8
1.6.2.1. Regresyon Analizi……...…8
1.6.2.1.1. Modelin Katsayılarının Hesaplanması…….…...…….12
1.6.2.1.2. Korelasyon Analizi…….……..12
1.6.2.1.3. En Küçük Kareler Analizi……...……...…….14
1.6.2.2. Zaman Serileri Yöntemi.…….……..…….....19
1.6.2.2.1. Hareketli Ortalama Yöntemi…….……...20
1.6.2.2.2. Üssel Düzgünleştirme Yöntemi……..…….……20
1.6.2.2.3. Box-Jenkins Yöntemi……..20
1.6.2.3. Yapay Zeka Tabanlı Yöntemi…….……22
1.7. Talep Tahmininin Doğruluğu…….23
1.8. Talep Tahmin Yönteminin Seçimi……24

İKİNCİ BÖLÜM
YAPAY SİNİR AĞLARI

2.1. Yapay Sinir Ağları…….25
2.2. Yapay Sinir Ağlarının Tarihi…….25
2.3. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri……...27
2.4. Yapay Sinir Ağlarını Avantaj ve Dezavantajı……..…...29
2.5. Yapay Sinir Ağlarının Temel Bileşenleri ve Yapısı……..29
2.5.1. Biyolojik Sinir Hücresi……29
2.5.2. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı……30
2.5.3. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı…….....32
2.6. Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi ve Testi…….33
2.7. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması ……...34
2.7.1. Tipine Göre Yapay Sinir Ağları…….....34
2.7.1.1. İleri Beslemeli Ağlar…….34
2.7.1.2. Geri Beslemeli Ağlar…….35
2.7.2. Öğrenme Yöntemine Göre Yapay Sinir Ağları……..….…35
2.7.2.1. Öğretmenli Öğrenme……..…..36
2.7.2.2. Öğretmensiz Öğrenme…….....36
2.7.2.3. Destekleyici Öğrenme……...……37
2.7.3. Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları……...……...37
2.7.4. Katman Sayılarına Göre Yapay Sinir Ağları……..……..…37
2.7.4.1. Çok Katmanlı Algılayıcı……..……..37
2.7.4.1.1. Çok Katmanlı Algılayıcı Ağının Öğrenme Kuralı……...…..38
2.8. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları……....…41
2.9. Yapay Sinir Ağları ve Tahmin……..42
2.9.1. Tahmin Aşamaları……...…43
2.10. Literatür Araştırması……...…45

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
UYGULAMA

3.1. Uygulama……..…….51
3.1.1. Talep Tahmini İçin Kullanılacak değişkenler.....…….51
3.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi En Küçük Kareler Yöntemi Varsayımları …….54
3.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi……...……55

3.2.1. Çoklu Doğrusal Regresyon İle Talep Tahmini……58
3.3. Yapay Sinir Ağları İle Talep Tahmini……...59
3.4. Tahmin Analizlerinin Karşılaştırılması……61

SONUÇ…….63
KAYNAKÇA……...…65
EKLER.....70
ÖZGEÇMİŞ…….82

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1 Basit Regresyon Doğrusu……..……...……9
Şekil 1.2 Box-Jenkins Metodolojisi…….……22
Şekil 2.1 Sinir Hücresinin ve Sinir Sisteminin Çalışma Prensibi…….……30
Şekil 2.2 Yapay Sinir Hücresinin Yapısı…….……30
Şekil 2.3 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı…….……...32
Şekil 2.4 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması…….……..34
Şekil 2.5 İleri Beslemeli Ağ Yapısı…….……34
Şekil 2.6 Geri Beslemeli Ağ Yapısı…….……35
Şekil 2.7 Öğretmenli Öğrenme…….……36
Şekil 2.8 Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli…….……..37
Şekil 2.9 İyi Bir Tahmin için Gerekli Aşamalar…….……..43
Şekil 3.1 01.2013-09.2017 Aylık Konut Satışı…….……52
Şekil 3.2 01.2013-09.2017 Aylık Konut Değerleri…….……52
Şekil 3.3 01.2013-09.2017 Aylık Toplam Daire Sayısı…….……..53
Şekil 3.4 01.2013-09.2017 Aylık İnşaat Güven Endeksi…….……53
Şekil 3.5 01.2013-09.2017 Aylık Toplam Konut Kredileri……..…….……..54
Şekil 3.6 01.2013-09.2017 Aylık Konut Kredi Faiz Oranları……..…..……54
Şekil 3.7 YSA Analizi Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli……..60
Şekil 3.8 YSA Tahmin Modeli, ÇDRM Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması.….63

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.1 Yargısal Yöntemlerin Karşılaştırılması……..……8
Tablo 2.1 Bazı Toplama Fonksiyonları……..…31
Tablo 3.1 Regresyon Analizi Sonuçları…….……...56
Tablo 3.2 Çoklu Doğrusal Regresyon Modeli ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması…....59
Tablo 3.3 Yapay Sinir Ağları Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması……..61
Tablo 3.4 YSA Tahmin Modeli, ÇDRM Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması….62

KISALTMALAR LİSTESİ

ADALİNE	Adaptive Linear Nöron
AR	Otoregresif Modeller
ARIMA	Durağan Olmayan Seride Ororegresif Hareketli Ortalama
ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalama
ART	Adaptif Rezonans Teorisi
BM	Bulanık Mantık
ÇDR	Çoklu Doğrusal Regresyon
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
DARPA	The Defense Advanced Research Projects Agency
EKK	En Küçük Kareler
GA	Genetik Algoritma
GRNN	General Regression Neural Network (Genelleştirilmiş Regresyonlu Ağlar)
GSMH	Gayri Safi Milli Hasıla
GSYH	Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
HKO	Hata Karelerin Ortalaması
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
M2	Para Arzı
MA	Hareketli Ortalama
MB	Merkez Bankası
OHK	Ortalama Hata Kare
OMS	Ortalama Mutlak Sapma
OMYH	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
PNN	Probabilistic Neural Networks (İstatistiksel Sinir Ağları)
RBF	Radial Basis Function (Radyal Temelli Fonksiyonlu Ağlar)
SCM	Supply Chain Management (Tedarik Zinciri Yöntemi)
TEFE	Toptan Eşya Fiyat Endeksi
TÜFE	Tüketici Fiyat Endeksi
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
VIF	Varience Inflation Factor (Varyans Şişirme Faktörü)
YSA	Yapay Sinir Ağları

ÖZET

Talep genel olarak tüketicilerin bir mal veya hizmeti belirli bir fiyat seviyesinde almaya hazır oldukları miktardır. Talep tahmini ise işletmelerin veya bireylerin ürettikleri mal veya hizmetlerin gelecek dönemleri için yaptıkları tahminlerdir ve geleceğe yönelik alınan kararları etkilemektedir. Tahmin yapmak için son zamanlarda sıkça kullanılan yapay sinir ağları, insan beyninin çalışma prensibinde esinlenerek geliştirilmiştir ve yapay zeka çalışmaları için de önemli bir yere sahiptir. Birçok tahmin analizinin yanı sıra yapay sinir ağları modellenemeyen ve tahmin edilmesi güç problemlerin çözümünde oldukça iyi sonuçlar vermektedir. Bu çalışmada Antalya ili konut talebinin yapay sinir ağları ile tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada 01.2013-09.2017 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Analiz için verilerin %85 eğitim verisi kalan %15'i ise test verisi olarak iki bölüme ayrılmıştır. İlk olarak klasik yöntemlerden olan çoklu doğrusal regresyon modeli ile varsayımlar sağlanarak test edilmiştir. Regresyon analizinde kullanılan veriler ile yapay sinir ağları analizi yapılarak kıyaslanmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağlarının tahmin analizinde daha başarılı ve etkili olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Talep tahmini, Yapay Sinir Ağları, Regresyon Analizi.

SUMMARY

ESTIMATION FOR MONTHLY HOUSING SALES IN ANTALYA WITH MULTİPLE LİNEAR REGRESSİON MODELS ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Demand is, in general, the amount consumers are prepared to buy at a certain price level of a good or service. Demand forecasts are estimates of future periods of goods or services produced by businesses or individuals and affect future decisions. The artificial neural network frequently used to make predictions has been inspired by the working principle of the human brain and has an important place in artificial intelligence studies. Along with many predictive analysis, artificial neural networks provide quite good results in solving modeled and predicted power problems. In this study, it is aimed to estimate the demand for housing in Antalya with artificial neural networks. Monthly data between the years 01.2013-09.2017 have been used. For the analysis, 85% of the data is divided into training and the remaining 15% is divided into two parts as test data. First, it is tested by assuming the assumption with the multiple linear regression model of classical methods. Forecast obtained by artificial neural networks were than compared with the results of the regression analysis. As a result, artificial neural networks have been found to be more successful and effective in predictive analysis.

Keywords: Demand Forecasting, Artificial Neural Networks, Regression Analysis.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma sürecinde beni yönlendiren ve yardımcı olan tez danışmanım Doç. Dr. Ömür Tosun başta olmak üzere Akdeniz Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesindeki hocalarıma, her zaman yanımda olan ve desteklerini esirgemeyen annem Gülsüm Yılmaz'a, babam Erdal Yılmaz'a ve kardeşlerim Alper ve Şeval Yılmaz'a aynı zamanda bu süreç içerisinde yanımda olan ve beni destekleyen hayat arkadaşım Kadir Can Küpeli'ye ve kuzenim Mutlu Aydos'a çok teşekkür ederim.

Hilal YILMAZ

Antalya, 2018

ÖNSÖZ

Bireylerin yaşamlarını sürdürebilmeleri için temel ihtiyaçlarından birisi de barınmadır. Günümüzde bireyler bu ihtiyaçlarını karşılayabilmek için konut talep etmektedirler. Bireylerin bu talebine karşılık inşaat sektörü de gelişme göstermektedir ve bu gelişmeye bağlı olarak gelecek dönem için bireylerin konut taleplerini de incelemektedirler. Bu çalışmada ilk olarak konut talebini etkileyen değişkenler belirlenerek tahmin analizi yapılmıştır. Tahmin yapmak içinde ekonometri alanında sıkça kullanılan tahmin yöntemlerinden olan çoklu doğrusal regresyon modeli ve teknolojinin gelişmesiyle hayatımıza giren yapay zekanın bir alt dalı olan yapay sinir ağları analizi kullanılmıştır. Günümüzde Yapay Sinir Ağları birçok alanda kullanılmaktadır. Bu analizin diğer modellere göre tercih edilmesinin nedeni ise matematiksel olarak modellenemeyen, çözümlenemeyen birçok problemi çözebilmesidir. Aynı zamanda tahmin analizlerinde de genel olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmada Antalya ilinin geçmiş dönemlerdeki aylık konut satış verileri ve aylık konut satışını etkileyen faktörler belirlenerek, gelecek dönem aylık konut satışlarını tahmin etmenin yanı sıra kullanılan analiz yöntemlerinin çoklu doğrusal regresyon modeli ve yapay sinir ağlarından elde edilen sonuçlar ile gerçek değerlerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Analiz için 01.2013-12.2017 yılları arasında aylık veriler kullanılmıştır. İlk olarak çoklu doğrusal regresyon modeli ile analiz yapılmış ve bu analiz için gerekli varsayımları sağlamak için deneme yanılma yöntemi ile uygun model seçilmiştir. Daha sonra karşılaştırma yapmak için yapay sinir ağları analizi yapılmıştır. Birebir karşılaştırma olması için de regresyon modeli için kullanılan faktörler kullanılmıştır. Son olarak analiz sonuçları gerçek değerler ile karşılaştırılarak yorumlanmıştır.

GİRİŞ

Talep tahmini, işletmelerin ve bireylerin geleceğe yönelik uygulayacağı stratejileri ve önlemleri almaları için yapmaları gereken en önemli faaliyetlerden birisidir ve talebin en doğru ve hatasız bir şekilde hesaplanmasıdır. Tahmin yapmak için klasik birçok yöntemin yanı sıra günümüzde gelişen teknoloji ile yapay sinir ağları yöntemi de kullanılmaya başlanmıştır.

Yapay sinir ağları (YSA) günümüzde birçok alanda kullanılmaktadır. İnsan beyninin çalışma şeklini taklit eden bir yapısı vardır. Diğer modeller gibi yapay sinir ağlarının da kendine özgü özellikleri bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarının hata toleransına sahip olma, genelleme yapabilme, öğrenme, doğrusal olmayan yapıları modelleyebilme gibi birçok özelliği bulunmaktadır. Matematiksel olarak modellenemeyen, çözümlenemeyen birçok problemi çözebilmesinden dolayı diğer modellere göre daha çok tercih edilmektedir. Aynı zamanda tahmin analizlerinde de genel olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmada da Antalya ilinde konut taleplerinin tahmini çoklu doğrusal regresyon analizi ve YSA teknikleri yapılarak karşılaştırılmıştır.

Birinci bölümde talep tahmini ile ilgili bilgiler verilmiştir. Talep tahminine ilişkin bilgiler verilerek, talep tahmin yöntemleri olan yargısal ve nedensel yöntemlerden bahsedilmiştir. Nedensel yöntemlerden çalışma için kullanılan regresyon modelleri detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Aynı zamanda tahmin yöntemlerinden olan zaman serisi analizi ve yapay sinir ağları yöntemlerine kısaca değinilmiştir. Son olarak da tahminin doğruluğuna ve tahmin yönteminin seçimi ile ilgili bilgiler verilmiştir.

İkinci bölümde yapay zekanın alt dalı olan yapay sinir ağlarından ayrıntılı olarak bahsedilmiştir. Yapay sinir ağlarının geçmişten günümüze kadar olan gelişiminden, genel özelliklerinden, avantaj ve dezavantajlarından bahsedilmiştir. Yapay sinir ağları kendi içinde yapay sinir ağlarının tipine, öğrenme yöntemine, yapısına ve katman sayısına göre ayrılmaktadır. Bu ayrımlardan bahsedilmiş ve tahmin yapmak için gerekli olan bilgiler verilmiştir. Sonrasında daha önce yapay sinir ağları ile talep tahmini yapılan araştırmalardan kısaca bahsedilmiştir.

Uygulama kısmında Antalya ili için aylık konut satış tahmini amaçlanmıştır. Bunun için 01.2013-12.2017 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Bu verilerden 2013-2016 yılları arasındaki aylık veriler eğitim verisi, 01.2017-12.2017 ayları arası verilerde test verisi olarak ayrılmıştır. Analiz yapmadan önce verilerin seçimi ile ilgili açıklama yapılarak

kullanılacak olan veriler hakkında bilgiler verilmiştir. İlk olarak regresyon analizi yapılmıştır. Regresyon analizi için varsayımlar bulunmaktadır. Analiz yapabilmek için kullanılacak varsayımlara uyulması gerekmektedir. Birçok deneme yanılma yöntemi ile varsayımlara uygun model seçilmiştir. Bu model için kullanılacak değişkenler konut değerleri, konut kredileri, konut kredi faiz oranı ve inşaat güven endeksi olarak belirlenmiştir. Bu değişkenler ile regresyon analizi yapılarak katsayılar yorumlanmıştır. Daha sonra test verisi için ayrılmış veriler ile tahmin edilen veriler karşılaştırılmıştır. Aynı işlem yapay sinir ağları ile de yapılmıştır. Birebir karşılaştırma olabilmesi için regresyon modeli ile aynı değişkenler kullanılmıştır. YSA ile yapılan analizler sonucunda tahmin yapılarak tahmin değerleri, gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Son olarak da yapılan analizlerin sonuçları gerçeğe uygunluklarıyla karşılaştırılarak yorumlanmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM
TALEP TAHMİNİ

1.1.Talep Tahmini Kavramı

İktisadi anlamda talep, tüketicilerin bir mal veya hizmeti belirli bir fiyat seviyesinde almaya hazır oldukları miktara denir. Talep tahmini de işletmenin üretmiş olduğu mal ve hizmetlere olan talebin geleceğe yönelik yapılması işlemine denmektedir (Tekin, 1996: 210). Tahmin yapmak veya tahminde bulunmak kişinin gün içinde yaptığı eylemlerin bir parçasıdır ve verdiği birçok karar da bu tahminlerden yola çıkarak yaptıkları bir faaliyettir (Top ve Yılmaz, 2009: 234). İşletmeler için talep tahmini önemli iş fonksiyonlarından biridir. Çünkü tüm iş kararları geleceğe yönelik bir tahmine dayanır. Hangi pazarı takip edeceği, hangi ürünü üretmesi gerektiği, kaç kişi işe alacağı gibi birçok konuda tahmin yapılması gerekmektedir. Kötü tahmin, yanlış iş kararları sonucunu verir. Şirket gelecekteki talepleri karşılamada hazırlıksızdır. Kayıp satışlar açısından çok masraflı ve hatta şirketin işinde kötü sonuçlar doğurabilir (Reid ve Sanders, 2011: 265).

1.2. Talep Tahmininin Önemi

İşletmelerde üretim ve dağıtım iki ana faaliyettir. Talep tahminleri işletmenin dağıtım politikaları ve üretim arasında denge sağlamaya çalışmaktadır. Kuruluşların boyutu ve çeşitli etkinliklerin talep tahmini, uygun kontrol ve koordinasyon için büyük önem taşımaktadır. Etkin bir talep tahmini, yönetimin planlama ile ilgili uygun kararlar almasına yardımcı olur. Kapasite, hammadde gereksinimleri, alan, bina ihtiyaçları ve iş gücü bu kararlardan bazılarıdır. Üretim çizelgeleri talep koşullarına uygun olarak hazırlanabilir. Envanter, üretim ve diğer ilgili maliyetleri en aza indirebilir. Talep tahmini, satış departmanının performansını değerlendirmede yardımcı olur. Böylece talep tahmini, yönetimin elinde gerekli ve etkili bir araçtır (Rai Technology University, 2003: 24).

Talep tahmini fonksiyonunun temel görevi ise işlerin planlanmasında doğru bir tahmin sisteminin elde edilmesi için en önemli yöntemleri bulmak ve göstermektir (Nahmias, 2009: 52).

Planlama işletmenin en önemli ve ayrılmaz bir bölümüdür. Ancak, geleceğe yönelik belirsizlikler, planlamanın gerçekleşmesini güçleştirmektedir. Dolayısıyla, ortaya çıkan belirsizliği azaltmak için bir takım yöntemler kullanılır. İşletme yöneticileri, stratejik ve işlem kararlarını vermek için zaman aralıklarına (kısa, orta ve uzun süreli) göre yapılan

tahminlerden yararlanır. Yapılan tahminlerin doğru olması işletmeler açısından önemlidir ve bu tahminler işletmenin başarılı sonuç elde edebilmesi için bilimsel bir çalışma gerektirir (Üreten, 2006: 112).

1.3. Zaman Aralığına Göre Talep Tahmini

Talep tahmini zaman aralığı, mamul çeşidi, kullanma amacı, hesaplama tekniği gibi çeşitli kriterlere göre sınıflandırılabilir. Bunlar arasında diğerlerine göre daha fazla kullanılan sınıflandırma, tahminlerin kapsadığı zaman aralığıdır. Zaman aralığına göre sınıflandırmada şu şekildedir;

Çok Kısa Vadeli Tahminler: Günlük veya haftalık olarak parça, ürün ve malzeme stoklarının kontrolü veya montaj hattı iş programlarının hazırlanması amacı ile yapılır. Daha çok işletme içinde elde edilen veriler kullanılır.

Kısa Vadeli Tahminler: Kısa vadeli tahminler genellikle 3 veya 6 aylık süreyi kapsamaktadır. İşletmelerin imalat ve tedarik sürelerinin, sipariş büyüklüğünün uygun olanının belirlenmesi amacı ile yapılmaktadır. Bunun yanı sıra veri hazırlamak için makine ve insan gücünün ihtiyaçlarını tespit için de yapılır.

Orta Vadeli Tahminler: Orta vadeli tahminler 6 ay ya da 5 yıla kadar olan süreyi kapsamaktadır. Tedarik süresi belli olmayan veya tedarik süresi uzun malzeme alımlarının, karmaşık üretim süreci olan ürünlere ait üretim faaliyetlerinin, talebi mevsimsel değişiklik gösteren ürün stoklarının planlanması için kullanılır.

Uzun Vadeli Tahminler: İşletmenin yatırım planlaması ile ilgili olan yeni tesis açma veya yeni makine alınması gibi konulara bilgi sağlama amacı taşımaktadır. Beş yıl veya daha uzun süreyi kapsamaktadır.

Talep tahminlerinde zaman aralığı uzadıkça sonucu etkileyen etmenler artar, bu etmenler arasındaki ilişkiler karmaşıklaşır ve belirsizleşir. Örneğin uzun sürede ülkenin ekonomik yapısı, toplumsal gelişme, teknolojik buluşlar gibi tahmini zor etmenler hesaba katılır. Ancak süre kısaldıkça yapılan tahminin gerçeğe uyumu daha çok artar ve daha fazla önem kazanır. Kısa süreli tahminlerde küçük sapmalar uygulamadaki olumsuz sonuçları ortaya çıkarır (Kobu, 2014: 111).

Tahminin gerçekliliği açısından, zaman aralığının genişliği önemlidir. Zaman aralığının yetersiz olması tahmin yaparken sezgisel yöntemlerin kullanılmasını gerektirebilir. Planlanan tahminler sezgisel yapılan tahminlere göre daha güvenilirdir. Ancak ne olursa olsun hiçbir tahmin tam olarak doğru olamamaktadır (Palamutçuoğlu, 2014: 32).

1.4. Talep Tahmini İlkeleri

Tahminlerin daha etkili kullanımı için tahmin ilkelerinin ya da tahminlerin özelliklerinin bilinmesi gerekir. Bu ilkeleri şöyle sıralamak mümkündür;

1. Tahminlerde her zaman en iyi sonuca ulaşmak imkânsızdır. Genel olarak, tahmin edilen sonuçlar ile gerçekleşen sonuçlar arasında farklılık vardır. Bunun nedeni ise gelecek dönemlerde tahmin edilecek değişkeni etkileyen faktörlerin bilinmemesi ve öngörülemeyen olayların varlığıdır.

2. Tahminlerde hata olması beklendiğine göre yapılan tahminlerin, hata oranının ne olduğunun bilinmesi gerekir. Bu nedenle, bir tek tahmin değerinin değil, alt ve üst sınırları da belirlenmelidir.

3. İşletmenin ürettiği ürünlerin grup olarak tahmin edilmesi, her bir ürün için tek tek yapılan tahminlere göre daha güvenilir sonuçlar verir.

4. Kısa süreli tahminlerin, uzun süreli tahminlere göre daha güvenilir olmasının nedeni kısa süreli tahminlerdeki belirsizliğin daha az olmasıdır (Üreten, 2006: 123).

1.5. Talep Tahmin Araştırması

Talep tahmin araştırması, tüketicilerin hangi mal veya hizmeti talep ettiklerini ve bu talebi etkileyen faktörleri belirlemek için yapılan bir araştırmadır. Talep tahmin araştırması, talep fonksiyonu, talebin fiyat esnekliği, talebin gelir esnekliği, talep eğrisi, talep-fiyat ilişkisi, pazar dengesi ve üretim faktörleri gibi bilgiler ile yapılan çalışmadır.

Talep araştırması aşağıdaki aşamalara bağlı olarak yapılır;

- **Talep tahminiyle ilgili bilgi toplama:** Talep tahmini yapmak için geniş kapsamlı bir araştırma ile bilgiler toplanır. Elde edilen bilgilerin, talep üzerindeki bütün etkileri ve konu ile ilişkili değişkenlerde dikkate alınarak araştırma yapılır. Bu amaçla iyi bir kayıt sisteminin ve bilgisayar modelinin kullanılması gerekli olabilir. Araştırmanın amacına dayalı olarak, elde edilen bilgiler tarafsız bir şekilde doğru ve eksiksiz olarak elde edilmelidir. Böylelikle yapılan araştırmada beklenilen sonuçlar gerçeğe yakın bir şekilde sağlanabilecektir.
- **Talep tahmin döneminin tespit edilmesi:** Talep tahminleri günlük, haftalık, aylık veya yıllık olarak yapılabilir. Tahmin için kullanılacak bilgilerin süresinin günlük veya haftalık olması durumunda tahminler geleceğe yönelik uygulandığında da günlük veya haftalık olarak kullanılması gerekmektedir. Yapılan bu kısa süreli tahminler aylık veya yıllık olarak kullanılmaz. Kullanılması durumunda ise doğruluğu olmayan sonuçlara neden olabilir.
- **Kullanılacak talep tahmin metodunun seçimi ve hata hesabının yapılması:** Elde edilen bilgilerin özelliklerine göre hangi metodun kullanılacağına karar verilmelidir. Karar

verilen metot ile yapılacak olan talep tahmini arasında uyum sağlanmalıdır. Ayrıntılı olarak yapılacak talep tahmininde ayrıntılı olarak tahmin etmeyen metotların kullanılması ile elde edilmek istenen sonuçlarda hataya neden olabilir. Talep tahmininin güvenilirliği kullanılacak yönteme bağlıdır. Yapılan tahmin sonucunun ve gerçek değerin arasındaki fark hatadır ve bu farkın küçük olması beklenmektedir. Yapılan tahminin sonuçları ile gerçek değerler arasındaki farklar karşılaştırılarak aradaki farklılıkların nedenleri araştırılmalıdır (Tekin, 1996: 212).

1.6. Talep Tahmini Araştırması Yöntemleri

Yapılan talep araştırmalarının gerçeğe uygunluk derecesi kullanılan yöntemlerden çok tahmin yapmak için elde edilen bilgilerin doğruluğuna bağlıdır. Bunun yanı sıra yanlış ya da farklı tahmin yöntemlerinin kullanılması elde edilmiş olan doğru bilgilerinde kullanılmaz ya da işe yaramaz hale getirmektedir. Talep tahmini yapmak için kullanılacak olan yöntemi belirlemek için elde edilen bilgilerden hangi şekilde yararlanıldığı tahmin modellerinden anlaşılabilir (Kobu, 2014: 114).

Tahmin yapmak için kullanılacak çok sayıda model bulunmaktadır. Tahmin yöntemleri genel olarak üç grupta incelenebilir;

1.6.1. Yargısal Yöntemler

Geçmiş dönemde elde edilmiş verilerin olduğu durumlarda yalnızca elde edilen verilere dayanarak tahmin yapmak doğru değildir. Elde edilecek olan ürün ekonomik ve sosyal birçok durumdan etkilenmektedir. Ancak sayısal yöntemler bu sorunları göz önüne almamaktadır. Ek olarak gelecek dönemlerin geçmiş dönemlerden farklı olacağının düşünülmesi ve geçmiş döneme ait sayısal verilerin elde edilememesi de söz konusu olmaktadır (Üreten, 2006: 126).

Yargısal yöntemler satış ekibi tahmini, yönetici görüşü, pazar araştırması ve delphi yöntemi ile analiz edilirler;

- **Satış Ekibi Tahminleri:** Ürün talebini tahmin ederken en iyi bilgi kaynağı şirketin satış ekibidir. Satış ekibi tüketicilerle doğrudan temas halindedir ve bu nedenle tercihlerdeki değişiklikleri görmek için iyi bir konumdadırlar. Satış ekibi sonraki yıl için satış tahminlerinde bulunabilir. Bu tahminler kötümser, en iyi ihtimal veya iyimser tahminler gibi olabilir. Satış yöneticileri, daha sonra her coğrafi bölge veya ürün grubuna ait genel tahminlere ulaşmak için bireysel tahminleri toplamakla sorumludur.

- **Yönetici Görüşü:** Müşterinin veya yöneticinin görüşlerini, tecrübelerini ya da teknik bilgilerini tek bir tahmine ulaşmak için özetlenildiği tahmin yöntemidir. Beklenmeyen uluslararası olaylar, teknolojik gelişmeler gibi olağan dışı durumlar göz önünde bulundurularak yöneticiler görüşlerini mevcut satış tahminini düzeltmek için kullanabilirler (Nahmias, 2009: 56).
- **Pazar Araştırması:** Müşterinin bir hizmete ya da ürüne olan talebini, veri toplama anketleri ile hipotezler oluşturarak ve test ederek belirleyen sistematik bir yaklaşımdır. Bir pazar araştırması çalışmasını yönetmek, anket tasarlamak, nasıl uygulanacağına karar vermek, temsil edeceği örneği seçmek, yanıtları yorumlamak için yargısal ve istatistiksel teknikleri kullanarak bilgiyi analiz etmek aşamalarından oluşmaktadır. Pazar araştırması önemli bilgiler sağlamasına rağmen, bulguların çok sayıda nitelemeleri ve engelleri içerir (Krajewski vd., 2014: 467).
- **Delphi Yöntemi:** Uzmanları kullanarak tahminler üretmek için belki de en iyi bilen yaklaşım Delphi yöntemidir. Bu yöntem yüz yüze görüşme prosedürlerinin etkilerini azaltmaya çalışan daha resmi bir yöntemdir. E- postayla veya uzmanlara gönderilen bir anket ile uygulanır. Bir koordinatör, başka kimlerin katıldığını bilmeyen dışarıdaki uzman grubunun her üyesine sorular gönderir. Gelen yanıtların istatistiksel özeti ile belirli yanıtların çıkarımlarının özetini hazırlar ve raporu aynı gruba tekrar gönderir. Uzmanlar rapora göre özgün yanıtları yeniden arar.

Bu süreç fikir birliği veya en azından daha dar kararlar ile birkaç kez daha tekrarlanarak sonuçlandırılmaktadır. Bu yaklaşımın bir inceliği tahminde geçmiş başarıları ve başkalarının yeteneklerine ilişkin görüşleri, bireylere ve onların deneyimlerine göre ağırlıklandırmasıdır (Slack vd., 2013: 186).

Yargısal yöntemlerin birçok çeşidi vardır. Bazıları yapılandırılmış bazıları ise yapılandırılmamıştır. Bununla birlikte işlemin yapısı ne olursa olsun bu modeller öznel görüşe dayanır ve doğada matematiksel değillerdir. Yargısal yöntemlerden bazıları Tablo 1.1'de karşılaştırılmıştır (Reid ve Sanders, 2011: 267).

Tablo 1.1 Yargısal Yöntemlerin Karşılaştırılması

	Özellik	Güçlü Yönleri	Zayıf Yönleri
Yönetici Görüşleri	Bir grup yönetici bir araya gelip tahmin yapılır.	Stratejik ve yeni ürün tahminleri için iyi.	Bir kişinin görüşü tahmine hakim olabilir.
Pazar Araştırması	Müşteri tercihlerini belirlemek için anketler ve mülakatlar kullanılır.	Müşteri tercihlerinin belirlemede iyi.	İyi bir anket geliştirmek zor olabilir.
Delphi Yöntemi	Bir grup fikirler arasında fikir birliği geliştirilmesi isteniyor.	Uzun vadeli ürün talebini, teknolojik değişiklikleri ve bilimsel gelişmeleri tahmin etmek için mükemmeldir.	Geliştirmek zaman alır.

Kaynak: Reid ve Sanders, 2011: 269.

1.6.2. Nedensel Yöntemler

Geleceğe yönelik yapılan tahminlerde elde edilen verilerin arasındaki ilişkinin matematiksel olarak temsil edilmesidir (Kobu, 2014: 115). Önceki talep bilgileri ile talebi etkileyen değişkenlere ait veriler kullanılır. Örneğin, bulaşık makinesi satışlarının, bulaşık makinesinde kullanılacak deterjanın satışlarını etkileyebileceği düşünülebilir (Üreten, 2006: 129).

Nedensel tahmin modelleri 3 çeşitte incelenebilir.

1.6.2.1. Regresyon Analizi

Regresyon analizi, ekonometrik araştırma yapmak için kullanılan araçlardan birisidir. Regresyon analizinde bağımlı ve bağımsız olarak iki değişken vardır. Bağımlı değişken ya da açıklayıcı değişken genellikle Y ile gösterilir. Bağımsız değişken yani bağımlı değişkeni açıklamak için elde edilen açıklayıcı değişken/değişkenler genellikle X ile ifade edilir. Bağımsız değişkenler bağımlı değişkeni açıklamanın yanı sıra bağımlı ve bağımsız değişkenlerin arasındaki ilişkiyi de ölçmektedir.

Regresyon analizi ise bu iki değişken yani bağımlı ve bağımsız değişkenlerin arasındaki ilişkiyi açıklamaktadır. Ancak aynı zamanda bu bir nedensellik ilişkisini ifade etmemektedir. Yani bu bağımlı değişkenin sonuç, bağımsız değişkenin sebep olacağı anlamına gelmemektedir. Analiz edilmeden önce bu değişkenler arasındaki sebep sonuç ilişkisi iktisat teorisi tarafından doğrulanmalıdır.

Regresyon analizinin başlıca amaçları;

1. Bağımsız değişkenlerin elde edilen değerleri ile bağımlı değişkeninin ortalama değerini tahmin etmek.

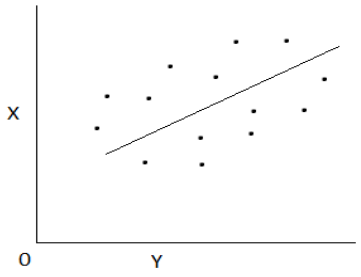
2. Bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişken üzerinde önemli bir etkiye sahip olup olmadığını araştırmak.

3. Bağımsız değişkenlere verilecek değerler ile bağımlı değişkenin gelecekte alacak değerlerini tahmin etmek (Tarı, 2014: 15).

Kurulan regresyon modelinde tek bağımlı değişkenin olması ile birlikte bir veya birden çok bağımsız değişken bulunabilir. Bağımlı ve bir bağımsız değişkenin olduğu modele iki değişkenli regresyon veya basit regresyon modeli olarak adlandırılırken iki veya daha fazla bağımsız değişkenin olduğu modellere çok değişkenli regresyon modeli olarak adlandırılır. İki değişkenli regresyon modelinin istatistiksel modeli;

$$Y=\beta_0+ \beta_1 X_i+\mathcal{E}$$

şeklinde gösterilir. $\mathcal{E}$ gerçek değerler ile tahmin edilen değerler arasındaki farktır ve hata terimi olarak bilinmektedir. Bu model ana kütle regresyon modelidir ve değişkenlerin dağılımı dikkate alındığında aralarındaki bu ilişkinin doğrusal olduğu varsayılmaktadır. Değişkenlerin değerinin dağılımı grafik ile Şekil 1.1'de verilmiştir.



Şekil 1.1 Basit Regresyon Doğrusu
Kaynak: Güriş ve Çağlayan, 2010: 80.

Şekil 1.1'de olduğu gibi değişkenlerin aldığı değerlerin dağılımını gösteren grafiğe **serpilme diyagramı** denir. Bağımlı ve bağımsız değişkenlerin dağılımının doğrusal olması serpilme diyagramındaki dağılıma bakılarak değişkenlerin arasından geçen bir doğru ile açıklanabileceğini varsaymak demektir. Regresyon modelinde yer alan β_0 ve β_1 parametreleri bu doğru ile tahmin edilecektir. β_0 ve β_1'in tahmin edilmesinden önce kullanılan modelde yer alan değişkenler ile modelin yorumu ile ilgili açıklamalar yapılmalıdır. Bağımlı ve bağımsız değişkenlere göre modelde Y bağımlı değişkeni modelde etkilenen yani meydana gelen değişimlerden etkilenen ve X bağımsız değişkeni de etkileyen değişken yani Y değişkenini X değişkeni tarafından açıklandığını varsaymaktadır. Dikkat edilecek olursa Y değişkenindeki değişmelerin nedeninin X değişkenindeki değişmeler olduğu varsayılmaktadır.

Regresyon modelinde yer alan $\mathcal{E}$ hata terimidir. Değişkenler arasındaki ilişki tam doğrusal olmadığından arada oluşan sapmaları açıklamaktadır. β_0 sabit parametredir. Yani modelde bağımsız değişkenlerin sıfır değerini alması durumunda bağımlı değişkenin alacağı değeri ve bağımsız değişkenin ekseni kestiği noktayı göstermektedir.

β parametresi bağımsız değişkenin parametresidir. Bağımsız değişkenlerde meydana gelen değişimlerin bağımlı değişken üzerinde hangi yönde ne kadar etki edeceğini göstermektedir. Matematiksel olarak ifade edildiğinde doğrunun eğimini göstermektedir. İşareti ise aralarındaki ilişkinin yönünü göstermektedir. İlişkinin yönüne bakmak için değişkenini katsayısının işaretine bakılır. Eğer işaret pozitif ise aralarındaki ilişki doğru yönlü, negatif işaretli ise aralarında ters yönlü bir ilişki vardır demektir. Ek olarak değişkenlerin katsayı değeri değişkenlerde meydana gelecek olan bir birimlik artışın bağımlı değişkeni ne kadar etkilediğini gösterir. Bir model oluşturulacak olursak;

$$Y_i=\beta_0+ \beta_1 X_i+\mathcal{E}$$

Ana kütle doğrusal regresyon modelinin örnekten tahmini;

$$\hat{Y}=b_0+ b_1 X_i+e$$

olacaktır. e, artık olarak adlandırılır ve ana kütle hata teriminin örnekten elde edilen değeridir. Ana kütle regresyon modeli β_0 ve β_1'in tahmincileri ise b_0 ve b_1'dir. Bu formüller ve elde edilen veri ile β parametreleri hesaplanır.

Regresyon doğrusu üzerinde yer alan Y değerleri teorik değerler olarak adlandırılır ve $\hat{Y}$ ile ifade edilir. Elde edilen bu değerler için ilk olarak model tahmin edilir, katsayılar hesaplanır daha sonrasında Y değerlerinin yerine konması ile $\hat{Y}$ değerleri elde edilir. Artıklar ise;

$$e= Y - \hat{Y}$$

olarak oluşmaktadır ve değerlerin büyüklüğüne göre pozitif veya negatif olabilirler (Güriş ve Çağlayan, 2010: 115).

Basit regresyon modeli olan tek bağımlı ve tek bağımsız değişken içeren modellerin yanı sıra çok değişkenli regresyon modelleri de vardır. Ekonomi ve işletmecilik gibi bazı

alanlarda açıklanmak istenilen veri için birden fazla değişkene gereksinim duyulabilmektedir. Nedeni ise açıklanmak istenilen verinin birden çok sebebinin olmasıdır. Birden fazla değişkenin bir araya gelmesiyle bir başka değişken açıklanabilmektedir.

Herhangi bir değişkeni ile arasında neden-sonuç ilişkisi olan iki veya daha fazla değişkenin arasındaki ilişkiyi doğrusal bir modelle açıklayan ve etkileyen değişkenlerin etki düzeylerinin belirlenmesi için kullanılan yönteme çoklu doğrusal regresyon analizi denir.

Çoklu doğrusal regresyon modeli, bağımlı değişkeni etkileyen bağımsız değişkenlerden en çok hangisi tarafından etkilediğinin bulunabilmesi ve aynı zamanda bağımlı değişkenin, bağımsız değişkenler tarafından tahmin edilebilmesi olarak açıklanabilmektedir.

X_i'ler bağımsız değişkenleri ve Y bağımlı değişkeni göstermek üzere en genel çoklu regresyon denklemi;

$$Y=\beta_0+ \beta_1X_1+\beta_2X_2+\ldots\ldots\ldots +\beta_kX_k+\mathcal{E}$$

şeklinde yazılır (Yaz, erişim tarihi: 04.06.2017).

Burada β'lar parametredir. Gözlemlendiği gibi k sayıda değişken k sayıda tahmin edilecek parametre vardır. Bunlardan k-1'i kadar da bağımsız değişken bulunmaktadır. B_0 sabit parametredir yani modelde diğer tüm değişkenler sıfır değerini aldığında bağımlı değişkenin alacağı değeri göstermektedir. Regresyon doğrusunun Y ekseninin kesim noktasının göstermektedir. Diğer bağımsız değişkenlerin katsayısı ise yani $\beta_1,\beta_2\ldots\beta_k$ parametreleri ise eğim parametreleridir. Bu parametreler her bir bağımsız değişkenin bağımlı değişkeni ne kadar etkileyeceğini göstermektedir.

Ana kütleden n birimden oluşan bir örnek alınarak modelin tahmini gerçekleşecektir. Örnekte tahmin edilecek model;

$$\hat{Y}=b_0+ b_1X_1+ b_2X_2+\ldots\ldots+ b_kX_k+e$$

olacaktır (Güriş ve Çağlayan, 2010: 164).

1.6.2.1.1. Modelin Katsayılarının Hesaplanması

Ana kütle için basit doğrusal regresyon denklemi aşağıdaki gibi yazılır;

$$Y=\beta_0+ \beta_1 X_i+\mathcal{E}$$

Basit doğrusal regresyon denkleminde β_0 ve β_1 katsayılarını bulmak için En Küçük Kareler (EKK) metodundan yararlanılır. EKK metoduna göre, bir zaman serisine en iyi uyan veya bir değerler serisini en iyi şekilde açıklayan doğru veya eğri, teorik olarak bağımlı ve bağımsız değişkendeki veri kümeleri ile hesaplanmaktadır. Bağımlı değişkenin tahmin değerinin bağımsız değişken veri kümesinden çıkartılarak elde edilir. Buna da artık değerler denmektedir. Elde edilen artık değerlerin karelerinin toplamının minimize edilmesi ile elde edilir (Kennedy, 2006: 13). Denklemdeki β_0 ve β_1 katsayıları aşağıdaki hesaplamalar ile bulunur;

$$b_1 = \frac{n(\sum XY)-(\sum X \sum Y)}{n(\sum X^2)-\sum (X)^2}$$

$$b_0 = \frac{(\sum Y)-b_1(\sum X)}{n}$$

şeklinde hesaplanır. Burada n ana kütleden alınan örnek sayısıdır. Regresyon analizinde elde edilen değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklarken, korelasyon analizi elde edilen değişkenler arasındaki ilişkinin ne derecede olduğunu açıklamaktadır (Karasu, 2012: 12).

1.6.2.1.2. Korelasyon Analizi

Korelasyon katsayısı 'r' ile gösterilir ve;

$$r = \frac{n\sum XY-(\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{n\sum X^2-\sum (X)^2}\sqrt{n\sum Y^2-\sum (Y)^2}}$$

şeklinde hesaplanır. Korelasyon katsayısı değeri -1 ile +1 arasında değişir. Katsayı değeri pozitif işaretli ise bağımlı ve bağımsız değişken arasında aynı yönde ve pozitif bir ilişki vardır. Yani bağımsız değişkenin değeri artarken bağımlı değişkende artmaktadır. Ya da bağımsız değişkenin değeri azalıyorken bağımlı değişkende azalmaktadır. Katsayı değeri

negatif işaretli ise bağımlı ve bağımsız değişken arasında ters yönde negatif bir ilişki vardır. Yani bağımsız değişkenin değeri artarken bağımlı değişke azalıyordur veya tam tersi şekilde bağımsız değişkenin değeri azalırken bağımlı değişken artıyordur. Korelasyon katsayısının değeri 1'e yaklaştığında bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişkinin güçlü olduğu, 0'a yaklaşıyorsa ilişkinin zayıf olduğu anlaşılmaktadır (Pazarlıoğlu ve Akkaya, 2000: 132).

İki veya daha fazla değişkenin olduğu regresyon modelinin analiz yöntemleri vardır. Bunlardan en çok kullanılan yöntem En Küçük Kareler (EKK) yöntemidir. Ancak EKK yönteminin kullanılmasından önce modellerin varsayımları sağlaması gerekir. Bu varsayımlar ana kütle hata terimi ve bağımsız değişkenlerle olan varsayımlardır. Hata terimi için varsayımlar, hata teriminin normal dağılıma sahip olması varsayımı, hata teriminin beklenen değerinin sıfır olması varsayımı, hata teriminin her birinin varyansının birbirine eşit olması varsayımı ve hata terimleri arasındaki ilişkinin doğrusal olmaması varsayımlarıdır. Bağımsız değişken için sağlanacak varsayımlar ise bağımsız değişkenlerin tesadüfü olamaması varsayımı, gözlem sayısının değişken sayılarından büyük olması varsayımı ve çok değişkenli regresyon modellerinde geçerli olan bağımsız değişkenler arasında ilişki olmaması varsayımlarıdır. Bu varsayımlar aşağıda kısaca açıklanmaktadır.

- **Normal Dağılım Varsayımı:** EKK yöntemine göre bu varsayım için hata terimlerinin dağılımının normal dağılıma sahip olması gerektiğidir. Yani bağımsız değişkenlerinin her biri için alacağı değerlerin hata terimlerinin ayrı ayrı normal dağılıma sahip olması gerekmektedir.
- **Sıfır Ortalama Varsayımı:** Elde edilen regresyon analizinin hata teriminin beklenen değerinin sıfır olmasıdır. Analiz sonucunda elde edilen hata teriminin gelecek değerlerden pozitif veya negatif olması ile bunların toplamının sıfır olması beklenen değerin sıfır olması anlamına gelmektedir.
- **Sabit Varyans Varsayımı:** EKK'nın bu varsayımına göre hata teriminin her birinin varyanslarının birbirine eşit olmasını ifade etmektedir. Varyans $\mathcal{E}_i$'yi beklenen değer cinsinden;

$$Var\ (\mathcal{E}_i) = E[\mathcal{E}_i - E(\mathcal{E}_i)]^2$$

şeklinde ifade edersek, $E(\mathcal{E}_i)=0$ olduğundan;

$$Var\ (\mathcal{E}_i) = E(\mathcal{E}_i)^2 = \sigma^2$$

olacaktır. Burada σ^2 gözlemlerin varyansıdır ve sabit olduğunu ifade etmektedir. Bu varsayıma göre bağımsız değişkenler hangi değeri alırlarsa alsınlar elde edilen artıkların varyansı aynı olacaktır. Varyansların eşitliği bu *n* sayıda varyansın birbirine eşit olduğunu ifade etmektedir.

- **Otokorelasyon Olmaması Varsayımı:** Ard arda olan veya belirli aralıklarla gelen hata terimleri arasında doğrusal ilişki olması otokorelasyon olarak adlandırılır. Hata terimleri arasındaki ilişki;

$$E[\mathcal{E}_i - E(\mathcal{E}_i)][\mathcal{E}_j - E(\mathcal{E}_j)] \quad i \neq j$$

olarak ifade edilirse, $E(\mathcal{E}_i)=0$ ve $E(\mathcal{E}_j)=0$ olduğundan otokorelasyon olmaması $E(\mathcal{E}_i,\mathcal{E}_j)=0 \quad i \neq j$ şeklinde de ifade edilir.

- **Bağımsız Değişkenin Tesadüfi Değişken Olmaması Varsayımı:** EKK varsayımı için modelde bağımsız değişkenlerin tesadüfi değişken olmaması gerekmektedir. Nedeni ise bağımsız değişkenlerin tesadüfî değişken olması tekrarlanacak olan örnekler için bağımsız değişkenin değeri sabit olmayacaktır. Bu da bağımsız değişkenler ve artıklar arasında ilişki olmasına neden olacaktır.

- **Çoklu Doğrusal Bağlılık Olmaması:** Basit regresyon analizinde bu varsayım aranmazken çok değişkenli regresyon analizinde dikkat edilmesi gereken varsayımlardan bir tanesidir. Bu varsayıma göre bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal olmayan bir ilişki olması gerekmektedir. Eğer bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişki varsa çoklu doğrusal bağlılık sorunun var demektir.

- ***n>k* Olması Varsayımı:** *k* sayıda değişken tahmin edileceği için normal denklemler *n* sayıda *k* bilinmeyenli denklemlerden oluşacaktır. Burada da β'ları tahmin etmek için serbestlik derecesinin sağlanması geçerli olan varsayımdır (Güriş ve Çağlayan, 2010: 119).

Bu varsayımların geçerli olması durumunda modelde tahmin işlemi yapılabilir.

1.6.2.1.3. En Küçük Kareler Analizi

Bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon analizi ile bağımsız değişkenlerin değerlerinin yerine konması ile bağımlı değişkene ait ortalama değerler bulunabilmektedir. Buna da önceden tahmin ya da ileriye dönük tahmin olarak iki şekilde oluşmaktadır. Her iki tahmin yöntemi de bağımsız değişkenlerin gözlemlenemeyen değerleri içindir. Ancak bağımsız değişkenlerin gelecekteki gözlemlenmemiş değerleri için

bağımlı değişkenin tahmin edilmesine ileriye ait tahmin denmektedir. Bağımsız değişkenlerin gözlemlenmemiş değerleri için bağımlı değişkenin tahmin değerleri de önceden tahmin olmaktadır. Bunların her ikisine de tahmin veya önceden tahmin denilebilmektedir. Bağımsız değişkenin gerçekleşmeyen herhangi bir değerine X_0 diyelim. Bu değere en iyi yaklaşık değere denk gelen Y_0 değerini tahmin etmeye çalışalım. Örneğin Y ailelerin salça tüketimini, X de salça fiyatını gösterdiğinde, salça fiyatları X_0 değerine yükseldiğinde gelecekte salça talebinin ne olabileceğini tahmin edebiliriz. Yine Y, buğday üretimi, X, yağış miktarı iken ileride havaların daha yağışlı ve kurak olabileceğini dikkate alarak tayin edebileceğimiz bir X_0 değeri için Y'nin ne olabileceği tahmin edilebilir. Yukarıda da belirttiğimiz gibi X_0 değeri ileriye ait olabileceği gibi, örnekten elde edilen X değerleri arasında bir değer olabilir. İlk durum ileriye ait tahmin; ikincisi önceden tahmin olmaktadır. Her iki halde de tahmin şu varsayımlara dayanır:

-Örnekten tahmin edilen ilişkinin aynı kaldığı,

-X değerlerinin aynı eğilimde olacağı.

Ayrıca (X_0,Y_0) gibi örnek dışı bir gözlemimiz olabilir ve bu gözlemin örnek verilerini kapsayan aynı ana kütleden gelip gelmediğini araştırabiliriz. Önceden tahminler nokta ve aralık tahminleri şeklinde de olabilir. Nokta tahmini $X=X_0$ değerinin $\hat{Y}_i=b_0+ b_1X_i$ regresyon denkleminde yerine konulmasıyla elde edilir:

$$\hat{Y}_i=b_0+ b_1X_0$$

Önceden tahminin kapsadığı dönemde Y'nin alacağı gerçek değerler ise,

$$\hat{Y}_0=b_0+ b_1X_0+\mathcal{E}_0$$

şeklinde olacaktır. ε_0 burada hata teriminin ilgili dönemdeki stokastik bir değeridir. Önceden tahmin hatası aşağıdaki gibi olacaktır:

$$e_0= Y_0- \hat{Y}_0$$
$$e_0= \mathcal{E}_0 -(b_1- \beta_1)-(b_2- \beta_2)X_0$$

Beklenen değeri hesaplanırsa: $E(e_0)=0$, zira $E(e_0)=0$ ve b_1, b_2 değerleri β_1 ve β_2'nin sapmasız tahminleridir. Önceden tahmin hatasının varyansını, $e_0= \mathcal{E}_0 -(b_1- \beta_1)-(b_2- \beta_2)X_0$ da

iki tarafın karesini alıp ve bununda beklenen değerini alarak aşağıdaki gibi bulmak mümkündür:

$$Var(e_0)=E(e_0^2)$$

$$Var(e_0)=Var(\mathcal{E}_0)+Var(b_1)+X_0^2\,Var(b_2)+2Kov(b_1, b_2)$$

Hipotez gereği $\mathcal{E}_0$ değeri $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2,\ldots\ldots,\mathcal{E}_n$ 'den bağımsız olup $(b_1- \beta_1)$ ve $(b_2- \beta_2)$ ile kovaryansı sıfırdır, zira bu ifadeler $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2,\ldots\ldots,\mathcal{E}_n$'in doğrusal fonksiyonlarıdır. b_2'nin varyansıyla ilgili şu eşitlik elde edilmiştir;

$$Var(b_2)=\sigma^2/\sum X^2$$

Yine,

$$Kov(b_1, b_2)= - \bar{\bar{X}}\, Var(b_2)= -\frac{\bar{\bar{X}}\acute{o}^2}{\sum X^2}$$

idi. Ayrıca,

$$Var(b_1)= \sigma^2[1/n+ \bar{\bar{X}}/\sum^2]$$

dir. Bu değerler yukarıdaki $Var(e_0)$'de yerine koyarsak şu sonuca varırız:

$$Var(e_0)= \sigma^2\left[1+\frac{1}{n}+\frac{X_0-\bar{\bar{X}}}{\sum X^2}\right]$$

Bu ifadeden şu sonuca varıyoruz: $X_0= \bar{\bar{X}}$ olduğundan önceden tahmin hatası varyansı, $Var(e_0)$ minimum olup,X_0, $\bar{\bar{X}}$'den uzaklaştıkça bu varyans doğrusal olmayan bir artış göstermektedir. $e_0= \mathcal{E}_0 -(b_1- \beta_1)-(b_2- \beta_2)X_0$ 'dan e_0'ın birçok normal değişkenin doğrusal fonksiyonu olduğunu görmekteyiz. Bu sebepten kendisi de normal dağılımlıdır, yani;

$$Z = \frac{e_0}{\sigma \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X - \bar{X})^2}{\sum X^2}}}$$

σ bilinmediğinden yerine tahmini olan,

$$s = \sqrt{\frac{\sum e^2}{n-2}}$$

ve $e_0 = Y_0 - \hat{Y}_0$'ni konulursa, aşağıdaki t değeri, t dağılımını gösterir:

$$t = \frac{Y_0 - \hat{Y}}{s\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})^2}{\sum X^2}}}$$

Burada sadece Y_0 bilinmeyeni kalmıştır. Böylece X'in verilen X_0 değeri için Y'nin Y_0 değerinin önceden tahmini t dağılımından şöyle elde edilebilir:

$$\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}.s\sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_0 - \bar{X})}{\sum X^2}} \quad \text{veya}$$

$\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha-2}.s(\hat{Y}_0)$ $\rightarrow$ Y_0'ın güven aralığı

Bir önceki formül Y_0'ın aralık tahminidir. Buna kısaca Y'nin aralık tahmini denilir. Önceden tahmini hatası;

$e_0 = E(Y_0) - \hat{Y}_0$

$e_0 = \beta_1 - \beta_2 X_0 - (b_1 - \beta_2 X_0)$

$e_0 = -(b_1 - \beta_1) - (b_2 - \beta_2) X_0$

olur.

Buradan

$$e_0=\sigma^2\left[\frac{1}{n}+\frac{(X_0-\overline{X})}{\sum X^2}\right]$$

elde edilir. $\sqrt{Var(e_0)}$ =$s(e_0)$=$s(\hat{Y}_0)$=$\hat{Y}_0$'nin standart hatasıdır. Bu standart hatadan faydalanarak $E(YIX_0)$ için şu aralık tahmini yapılabilir:

$\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}.s(\hat{Y}_0) \Rightarrow E(YIX_0)$ 'nin güven aralığı

$$b_1+b_2X_0 \pm t_{\alpha/2}.\ s\sqrt{\frac{1}{n}+\frac{(X_0-\overline{X})^2}{\sum X^2}}$$

Böylece yukarıdaki formülü $E(YIX_0)$'ın aralık tahminidir. Buna Y'nin ortalamasının aralık tahmini de denir.

X'in verilen değerleri için Y'nin önceden tahmini çoklu regresyonda da aynen basit regresyonda gördüğümüz gibi yapılır. Burada sadece Y_0'ın standart hatasının hesabı farklıdır. Yine Y'nin ve ortalaması $E(YIX_0)$'ın önceden tahminleri ve güven aralıkları söz konusu olabilmektedir. Y'nin aralık tahminleri çoklu regresyonda şöyle elde edilmektedir:

$$\hat{Y}= b_1+b_2X_2+b_3X_3+....+b_iX_i+.....+b_kX_k$$

Çoklu regresyon denkleminde X_i'lerin verilen değerleri (önceden bilinen değerleri) X_{i0} 'lar yerine konarak Y_0 tek değer tahmini elde edilir. Y_0 için belli bir anlamlılık seviyesi α'ya göre güven aralıkları ise şu formülle hesaplanır:

$$\hat{Y}_0 - t_{\alpha/2}.s(\hat{Y}_0) \leq Y_0 \leq \hat{Y}_0 + t_{\alpha/2}.s(\hat{Y}_0)$$

Önceden tahminin standart hatası $s(\hat{Y}_0)$ değeri aşağıdaki formülle hesaplanacak $Var\ s(\hat{Y}_0)$'ın karekköküne eşit olacaktır.

$$Var(Y_0)=s^2+Var(b_1)+\sum_{i=1}(Varb_i)(X_{i0}-\overline{X}_i)+2\sum_{i>j}(Kovb_i,b_j)(X_{i0}-\overline{X}_i)(X_{j0}-\overline{X}_j)$$

Burada sabit terim b_i'in varyansı 3 değişkenli model için şu formülle hesaplanmalıdır:

$$Var(b_1)=s^2\left[\frac{1}{n}+\frac{\bar{X}_2^2\sum X_3^2+\bar{X}_3^2\sum X_2^2-2\bar{X}_2\bar{X}_3\sum X_2X_3}{\sum X_2^2\sum X_3^2-(\sum X_2X_3)^2}\right]$$

ve

$$\sqrt{Var(b_1)}=s(b_1)$$

Görüldüğü gibi çoklu regresyonda formül yoluyla önceden tahminler hayli uzundur. Bu sebepten çoklu regresyonda Y'nin ortalaması $E(YIX_0)$'nin aralık tahminleri matrislerle daha kolay yapılmaktadır (Pazarlıoğlu ve Akkaya, 2000: 134).

1.6.2.2. Zaman Serileri Yöntemi

Zaman serisi bağımsız değişkenlerin eşit ve ardışık zaman değerleri almasıdır. Zaman serilerinin bağımsız değişkenleri genellikle saat, ay, yıl gibi eşit aralıklı bir zaman ölçüsüdür. Zaman serilerinde geleceğe yönelik tahminlerin yapılmasında geçmiş dönem verileri kullanılır ve bu verilerin gelecekte de devam edileceği varsayılır. Bu sebepten dolayı genellikle ani ve beklenmeyen değişimlerin olabileceği ortamlarda kullanılması doğru olmaz (Kobu, 2014: 124).

Bir zaman serisi analizinde kullanılan geçmiş dönemlere ait bilgilerde değişmelere neden olan dört eleman vardır.

- **Trend:** Zaman serisinde uzun süreli artışların ya da azalışların olması trendli kalıpları oluşturmaktadır. Genellikle trendlerin ortaya çıkması için uzun süreli dönemlere gereksinim vardır. Trendler artan, azalan veya değişmez olabileceği gibi doğrusal olmayan veya doğrusal şeklinde de olabilir (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2010: 12).
- **Mevsimsel Değişmeler:** Zaman serilerinde kısa dönemlerde genellikle günlük, haftalık, aylık gibi sürelerde veriler mevsimsellik gösterebilir. Perakende satışlarında özel günlerde daha çok satışın yapılması mevsimsellik etkisine örnek olabilir. Ekonomik verilerde faiz veya enflasyon oranlarında mevsimselliğin etkisi bulunmamaktadır (Woddridge, 2013: 368).
- **Konjonktürel Dalgalanmalar:** Bu dalgalanmalar ekonomide durgunluk, gerileme veya refah zamanlarında ortaya çıkmaktadır. Bu dalgalanmaların belli dönemlerde

tekrarlandığı bilinmektedir. Analizlerde uzun süreli dalgalanmalara dikkat edilmesi gerekmektedir. Artıştan azalışa veya azalıştan artışa geçildiği dönemlere özellikle dikkat edilmesi gerekmektedir. Bu tür dalgalanmaların olduğu serilerde tahmin yapmak güçleşmektedir. Tahmin yapılan verilerde bu dalgalanmaların tekrar etme olasılığı vardır.

- **Düzensiz Değişmeler:** Oluşan dalgalanmaların ani veya beklenmedik zamanlarda ortaya çıktıklarından dolayı düzensiz değişimlerdir. Aynı zamanda sapan değerli veya tesadüfi hareketlerde denmektedir. Bu nedenle ne zaman ortaya çıkacakları etkileri ve şiddetleri tahmin edilemez.

Düzensiz dalgalanmalar savaş, deprem, sel ve kuraklık gibi doğal afetler veya siyasi istikrarsızlık, grev, ihtilal gibi doğal, ekonomik veya sosyal olaylar nedeniyle ortaya çıkabilir. Bu tür olayların genellikle nedeni bilinmez (Dikmen, 2012: 300).

Zaman serileri analizinde aşağıdaki yöntemler uygulanmaktadır.

1.6.2.2.1. Hareketli Ortalama Yöntemi

Tahmin yapmak için kullanılan yöntemlerden birisidir. Bu yöntem, geçmiş dönem verilerinin aritmetik ortalamaları ile gelecek dönemleri tahmin etmek için kullanılır. Bu yöntem mevsimsel dalgalanmaların talep üzerindeki etkisini ortaya çıkarır ve bu dalgalanmalardan oluşacak sonuçları belirleyerek daha doğru tahminler yapılmasını sağlar. Hareketli ortalamalar yöntemine dayanarak yapılan tahminlerde aylık satışların önceki aylık satışlar üzerinde etkisi olması durumunda iyi sonuçlar verir (Kobu, 2014: 122).

1.6.2.2.2.Üssel Düzgünleştirme Yöntemi

Talep tahmini için kullanılan yöntemlerden bir diğeri de üssel düzgünleştirme yöntemidir. Bu yöntem de ise, zaman serisi verilerinde meydana gelen değişimleri veya dalgalanmaları dikkate alarak tahmin yapmaktadır. Yapılan tahminleri veya öngörüleri sürekli gözden geçiren bir yöntemdir. Bu gözden geçirme sırasında dalgalanmaları azaltarak seride hakim olan davranışın görünür hale gelmesini sağlamaktadır (Akgül, 2003: 83). Çeşitli üssel düzgünleştirme yöntemleri vardır. En çok kullanılan üssel düzgünleştirme yönteminde birisi Box-Jenkins yöntemidir.

1.6.2.2.3. Box-Jenkins Yöntemi

Box-Jenkins modelleri otoregresif modeller (AR), hareketli ortalama yöntemleri (MA), otoregresif hareketli ortalama yöntemleri (ARMA) ve durağan olmayan seride uygulanan (ARIMA) modellerinden oluşmaktadır.

- **Otoregresif Modeller (AR Süreci)**

Zaman serisi modellerinde Y_t gibi ekonomik değişkenin geçmiş verilerini kullanarak gelecek değerlerin öngörülmesinin yapılmasında kullanılmaktadır. Y_t değişkeni için birinci dereceden otoregresif süreç modeli aşağıdaki gibidir:

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \mathcal{E}_t$$

Burada $\mathcal{E}_t$, ortalaması sıfır olan, sabit varyans ve otokorelasyon olmayan bir hata terimidir. δ kesme parametresi ve ϕ_1 -1 ve +1 arasında değer alan bilinmeyen parametredir. Verilerin otoregresif olduğu bilinmesine rağmen süreç karmaşık olabilmektedir. *p*. dereceden bir otoregresif süreç AR (p) için stokastik süreçli modelini;

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \phi_3 Y_{t-3} + \ldots\ldots + \phi_p Y_{t-p} + \mathcal{E}_t$$

olarak yazabiliriz. Otoregresif modeller görüldüğü gibi bağımlı değişken Y_t'nin geçmiş dönemlerin ile ilişkilidir. Yani geçmiş ile şimdi belirlenmektedir.

- **Hareketli Ortalama (MA) Süreci**

MA sürecide AR süreci gibi *Y* değerini üreten bir mekanizmadır. Değişkenin *t* dönemindeki değerinin aynı dönemdeki hata terimi ve belirli sayıda geri dönem hata terimlerinin doğrusal fonksiyonu olarak ifade edilir. Y_t için aşağıdaki model ele alınabilir;

$$Y_t = \mu + \mathcal{E}_t + \theta_1 \mathcal{E}_{t-1}$$

Bu modele birinci dereceden hareketli ortalama veya MA (1) süreci denir. Burada μ kesme parametresi ve θ -1 ile +1 arasında değer alan bilinmeyen parametredir. MA (q) sürecinin genel ifadesi;

$$Y_t = \mu + \mathcal{E}_t + \theta_1 \mathcal{E}_{t-1} + \ldots\ldots + \theta_q \mathcal{E}_{t-q}$$

- **Otoregresif Hareketli Ortalama Süreci (ARMA Süreci)**

Y_t değişkeninin hem kendi gecikmesi AR süreci hem de hata değişkeninin gecikmeli değeri MA süreci ile türetilmesi ARMA olarak ifade edilir. Bunun için AR (p) ve MA (q), ARMA (p,q) süreci söz konusudur. ARMA (p,q) süreci;

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots\ldots + \phi_p Y_{t-p} + \mathcal{E}_t + \theta_1 \mathcal{E}_{t-1} + \ldots\ldots + \theta_q \mathcal{E}_{t-q}$$

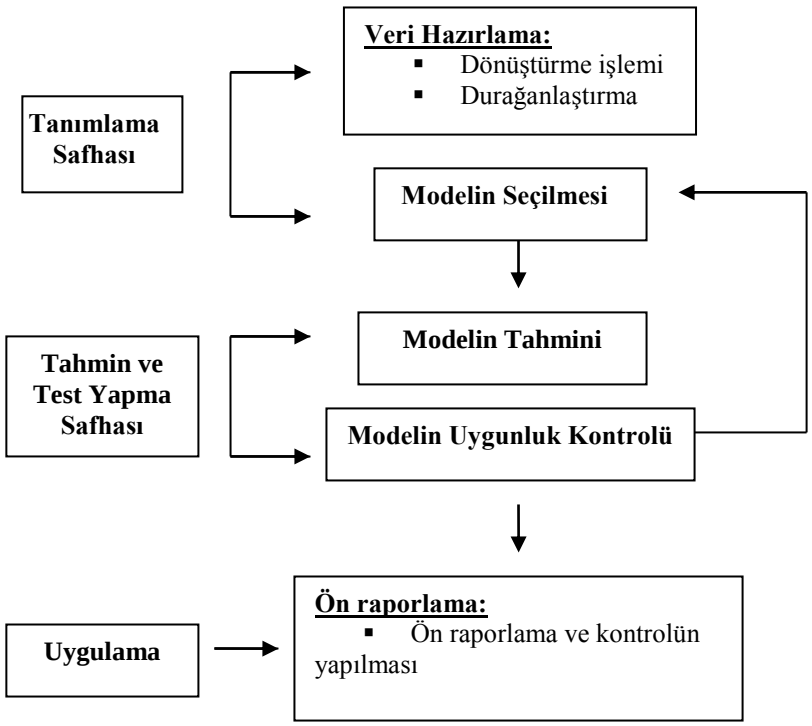
şeklindedir (Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2010: 138).

- **Durağan Olmayan Süreçler ARIMA (p,d,q)**

Y_t serisinin durağan olmaması ve fark işlemleri ile durağan hale dönüştürülebilen serilere uygulanan modellerdir. Seriyi durağan hale getirdikten sonra ARMA (p,q) modeli uygulanır. Seriyi AR (p), MA (q) ve I (d) ile bir araya gelmesi ARIMA (p,q,d) modelini ortaya çıkarır. ARIMA (p,d,q) zaman serisi ile ilgili üç unsuru da kapsayan genel bir modeldir.

Box- Jenkins modelinin amacı ana kütleden alınan örneklem verileri ile istatistiksel model belirlemek ve tahmin etmektir. Bu modelde AR, MA, ARMA veya ARIMA yöntemlerinin sürecini bulmaktadır. Yöntem dört adımdan oluşur. Bu adımlar sırasıyla modelin belirlenmesi, parametre tahminlerinin yapılması, modelin uygunluğunun test edilmesi ve ileriye dönük öngörü şeklindedir (Gujarati, 2010: 738).

Box-Jenkins modellerinin metodolojisi Şekil 1.2'de gösterilmektedir:



Şekil 1.2 Box- Jenkins Metodolojisi

Kaynak: Sevüktekin ve Nargeleçekenler, 2010: 179.

1.6.2.3. Yapay Zeka Tabanlı Yöntemler

Yapay Zeka yöntemlerinde belirli olamayan, eksik verilerle ve karmaşık sorunların çözümünde öne çıkmaktadır. Genellikle araştırmalarda tahmin yapmak için bu teknikler kullanılmaktadır. Bu teknikler arasında en çok yapay sinir ağları (YSA), Genetik Algoritmalar (GA) ve Bulanık Mantık (BM) kullanılmaktadır (Karasu, 2012: 21).

1.7. Talep Tahmininin Doğruluğu

Talep tahmini değerlerinin güvenilirliği tahminin doğruluğu ile ilişkilidir. Ancak çevre ve ekonomik gelişmelerin günden güne değişmesi nedeniyle bu pek mümkün olmamaktadır. Bu nedenle tam olarak tahminin yanı sıra burada amaç hataların en aza indirilmesidir. Talep tahmini için kullanılacak yöntemin ve hangi tekniğin tercih edilmesi için iki faktör bulunmaktadır. Bunlar maliyet ve kullanılan tekniğin hata düzeyidir.

Kullanılan tekniklerde tahmin bilgileri bir kez kullanılırken, bazı tahmin bilgileri için tekrarlı olarak kullanılabilmektedir. Sürekli olarak yapılan tahminlerde düzenli takip edilmesi ve olağandışı durumlarda da düzeltici tedbirler alınmasını gerekli kılmaktadır.

Tahmin hata değeri, gerçekleşen talep miktarı ile tahmin edilen talep miktarı arasındaki farktır.

Hata= Gerçekleşen Talep-Tahmini Talep *($h_t=GT_t-TT_t$)*

Tahminin talep değeri yüksek ise pozitif hata, düşük ise negatif hata ortaya çıkacaktır.

Burada temel amaç talep tahminlerinin hata düzeylerini bulurken, kullanılan teknikler arasında kıyaslama yapabilmektir.

Üç değerlendirme yöntemi yaygın olarak hata düzeylerinin hesaplanmasında kullanılmaktadır: Ortalama Mutlak Sapma (OMS), Hata Karelerin Ortalaması (HKO) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (OMYH).

$$OMS = \frac{\sum |GT_t - TT_t|}{n}$$

$$HKO = \frac{\sum (GT_t - TT_t)^2}{n}$$

$$OMYH = \frac{\sum \frac{|GT_t - TT_t|}{GT_t} * 100}{n}$$

GT_t= *t* dönemde gerçekleşen talep miktarı

TT_t=*t* dönemi talep tahmin miktarı

n=dönem sayısı (Top ve Yılmaz, 2009: 247).

1.8. Talep Tahmin Yönteminin Seçimi

Duyarlık, maliyet ve zaman tasarrufu talep tahmininde kullanılacak yöntem için önemlidir. İlk olarak hangi tahmin yönteminin kullanılacağı seçiminde tahmin sürecinin iyi belirlenmesi ve daha sonrası için aşağıda verilen faktörlerin belirlenmesi gereklidir;

1. **Bilimsellik Derecesi:** Sonuçları yorumlayarak karar verecek olan yöneticinin tahmin için kullanılan yöntemin bilgi, beceri ve deneyim sahibi olmasına önem verilmelidir. Aksi takdir de yönetici bilgi ve becerisinin dışındaki modelleri anlamayacağı için haz almayacağı da bilinmektedir.
2. **Zaman:** Bilgilerin toplanması, işlenmesi ve sonucun elde edilmesi tahmin yapmada zaman almaktadır. Bu işlemler sırasında kaynakların sınırlı olması maliyeti arttırabilir. Sürekli değişen ortama uyum sağlamak için kısa sürede sonuç elde edilebilecek yöntemler seçilmelidir.
3. **Kararların Niteliği:** Kullanılan analiz yöntemlerini tahmin sonuçlarına bakılarak uzun veya kısa süreli olması da etkilemektedir. Örneğin; stok kontrol ve üretim programlama kararlarında çok duyarlı kısa vadeli tahminler yapıldığından zaman serisi analizi kullanılır. Buna karşılık uzun vadeli yatırım kararları için kalitatif tahmin yöntemleri kullanılır.
4. **Bilgi Kaynakları:** Tahmin için gerekli olan bilgilerin eksikliğinden dolayı tahmin yönteminde kısıtlamalara neden olabilir. Tahmin için kullanılacak verilerle ilgili ayrıntılı bilgi toplamak imkansız olabilir veya bilgi elde etmek için zamana ve maliyete ihtiyaç duyulabilir. Bu sebeple kullanılan bilgileri en iyi şekilde analiz edecek yöntemi seçmek gereklidir.
5. **Değişmelerde Kararlılık:** Talep tahmini için incelenen olaylarda farklılıklar az ise *n* veya α değeri için zaman serilerinin kullanılması uygundur. Öngörülmeyen veya anlık durumlarda kişilerin bilgilerine ve sezgilerine dayanarak nitel tahmin yöntemleri kullanılır.
6. **Karar Vericinin Niteliği:** Tahmin yapılan konuların gelecek dönemde yapılan tahminlerin verileri olacağı varsayılmaktadır. Ancak bu tam olarak gerçekleşmez ve yönetici kendi istediği şekilde yorum yapabilir. Bazı konularda kabul edilebilir olsa da bu doğru değildir (Kobu, 2014: 131).

İKİNCİ BÖLÜM
YAPAY SİNİR AĞLARI

2.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insanlar tarafından gerçekleştirilen keşfetme, yeni bilgiler oluşturabilme ve bilgileri türetebilme gibi özelliklerin bilgisayar sistemine uyarlanmasıdır. İnsan beynine özgü olan bu yetenekleri geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirmek oldukça zordur veya mümkün değildir. Bu yüzden YSA, programlaması çok zor veya mümkün olmayan olaylar için geliştirilmiş adaptif bilgi işleme ile ilgilenen bir analiz ve modelleme tekniğidir (Öztemel, 2016: 29).

Yapay sinir ağı, biyolojik sinir ağlarının yapısını ve işlevselliğini taklit etmeye çalışan matematiksel bir yapay zeka yöntemidir. YSA, çok sayıda basit ve birbirine bağlı işlemcilerden oluşur. Bu işlemciler, beyindeki biyolojik nöronlara benzeyen nöronlardır. Nöronlar, bir nörondan diğerine sinyaller gönderen ağırlıklı bağlantılar ile birbirine bağlıdır. Biyolojik sinir ağında öğrenme, sinapsların ayarlarını içerirken, YSA'lar tekrar tekrar eğitilme yoluyla öğretilir (Negnevitsky, 2002: 366).

YSA, insan beyninin temel unsuru olan nöronlara benzetilen yapay işlem elemanlarının farklı yapılarda ve ağ modelleriyle birbirine bağlanmasıyla oluşan karmaşık sistemlerdir. Bir YSA, birbiriyle etkileşim içinde olan çok sayıda yapay nöronun birbirine paralel olarak bağlı hiyerarşik organizasyonudur (Çelik, 2003: 45).

YSA, deneyime dayalı bilgiyi depolamaya ve bu bilgiyi kullanıma sunmaya yönelik doğal bir eğilim içinde olan dağıtılmış bir işlemcidir. YSA, insan beynine iki yönden benzemektedir. Bilgi ağ tarafından bir öğrenme süreci ile elde edilmektedir ve sinir hücreleri arasında snaptik ağırlıklar olarak adlandırılan bağlar bilgiyi depolamakta kullanılmaktadır (Haykin, 1999: 24)

Bir ağ yapısında düğümler 'yapay nöronlar' olarak görülür. Yapay bir nöron, doğal nöronlardan esinlenen bir hesaplamalı modeldir (Gershenson, 2003: 2).

2.2. Yapay Sinir Ağları Tarihi

İnsanlar geçmişten günümüze kadar insan beyninin nasıl çalıştığı hakkında bilgi sahibi olmak istemiştir. Gelişen teknoloji ile bilgisayarların ortaya çıkması da bunun nedenlerinden birisidir. Örnek olarak kullanılan ilk hesap makinesinden bugünkü bilgisayar sistemine geçişin alt yapısında da bu etken geçerlidir. Bu gelişmelere bakılarak gelecek zamanda da şu

anki sistemlerin daha da gelişeceğini tahmin etmek zor değildir. İlk geliştirilen bilgisayarlar günümüzdekine kıyasla hem fiziksel hem de kapladığı alan olarak daha büyüklerdir ve sadece aritmetik işlemleri yapmak için kullanılırken, bugünün bilgisayarları elde kolaylıkla taşınabilen ve olayları öğrenme ve çevre koşullarına göre karar verme kabiliyetlerine sahiptirler. Önümüzdeki zamanlarda da insanın beyin gücünü gerektiren işleri yapabileceklerini de tahmin etmek zor değildir. Gelecekte de bilim dalı olarak önemli yerler alacağı bilinmektedir.

Yapay sinir ağlarının tarihçesi insanların keşfetme ve öğrenmeye olan merakından doğmaktadır. Bu nedenle nörobiyoloji konusuna ilgi duyulması ile elde edilen bilgileri bilgisayar bilimine uygulamaları ile başlamıştır. YSA ile ilgili çalışmaları 1970 öncesi ve sonrası diye ikiye ayrılmaktadır. Çünkü 1970 yılında bu alan ile ilgili önemli bir adım atılmış ve o güne kadar mümkün olacağı düşünülmeyen birçok sorun çözülmüş ve yeni gelişmeler başlamıştır. Her şey bitti derken YSA yeniden doğmuştur.

1890: İnsan beyninin yapısı ve fonksiyonlarını anlatan ilk yayın yazılmıştır.

1911: İnsan beyninin bileşenlerinin belirli bir düzenek ile sinir hücrelerinin (nöronlar) oluşturduğu fikri benimsenmiştir.

1943: Yapay sinir hücrelerine dayalı hesaplama teorisinin ortaya atılması ve eşik değerli mantıksal devrelerin geliştirilmiştir.

1949: Biyolojik olarak mümkün olabilen öğrenme prosedürünün bilgisayarlar tarafından gerçekleştirilecek biçimde geliştirilmiştir.

1956-1962: Adaptif Doğrusal Eleman (ADALİNE) ve Widrow öğrenme algoritmasının geliştirilmiştir.

1957-1962: Tek katmanlı algılayıcının geliştirilmiştir.

1965: İlk makine öğrenmesi kitabı yayınlanmıştır.

1967-1969: Bazı gelişmiş öğrenme algoritması (Graosberg öğrenme algoritması gibi) geliştirilmiştir.

1969: Tek katmanlı algılayıcıların problemleri çözme yeteneklerinin olmadığı gösterilmiştir.

1969: DARPA (ABD Savunma Bakanlığı İleri Araştırma Projeleri Ajansı)'nın yapay sinir ağlarını desteklemeyi durdurup diğer yapay zeka çalışmalarına destek verilmiştir.

1969-1972: Doğrusal ilişkilendiriciler geliştirilmiştir.

1972: Korelasyon Matriks belleği geliştirilmiştir.

1974: Geriye yayılım modelinin (Çok katmanlı algılayıcılarının) ilk çalışmalarının gerçekleştirilmiş ve öğretmensiz öğrenme geliştirilmiştir.

1978: ART (Adaptif Rezonans Teori) modeli geliştirilmiştir.

1982: Kohonen öğrenmesi ve Tedarik Zinciri Yöntemi geliştirilmiştir.

1982: Hopfield ağları geliştirilmiştir.

1982: Çok katmanlı algılayıcı geliştirilmiştir.

1984: Boltzman makinesi geliştirilmiştir.

1985: Çok katmanlı algılayıcı (Genelleştirilmiş Delta öğrenme kuralı ile) geliştirilmiştir.

1988: RBF (Radyal Tabanlı Fonksiyonlar) modeli geliştirilmiştir.

1988: PNN (Probabilistik Ağlar) modeli geliştirilmiştir.

1991: GRMM (Genel Regresyon Ağları) modeli geliştirilmiştir.

1991'den günümüze sayısız çalışmalar ve uygulamalar geliştirilmiştir (Öztemel, 2016: 37).

2.3. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının da diğer modeller gibi kendine göre özellikleri bulunmaktadır. Bu özellikleri arasında hata toleransına sahip olma, genelleme yapma ve öğrenme, doğrusal olmayan yapıları modelleyebilme, birbirinden farklı problemler için uyarlanabilme, paralel yapısı yer almaktadır. Yapay sinir ağlarının bu özellikler birçok farklı alanda kullanılmasını sağlamıştır.

YSA'da girilen bilgilerin işlenmesi aynı anda gerçekleştirildiğinden taşınan bilgiler birbiri ile bağımlı değildir. Ayrıca aynı tabakadaki bağlantılar arasında zaman bağımlılığı olmadığı için bütün tabakalar ile eş anlı çalışabilmekte bundan dolayı da bilgi akış hızı artmaktadır. Eş zamanlı çalışma kuralından dolayı herhangi bir birimde meydana gelen hata bütün sistemde görülebilir bir hataya neden olmaz. Yalnızca hücrenin ağırlıkları oranında bir etkileşim gerçekleşmektedir. Böylelikle genel sistem yerel hatalardan en az şekilde etkilenmektedir.

YSA'da öğrenme, bağlantı ağırlıklarının yenilenmesi ile gerçekleşmektedir. Öğrenmenin sonucu ile elde edilen bilgiler bağlantı ağırlıklarında gizlenir. Bu nedenle edinilen bilginin uzun süre saklanması mümkün olmaktadır. Dahası öğrenme yeteneği tam tanımlı olmayan problemlerin YSA'lar yardımı ile çözülmesine olanak sağlamaktadır. Eş zamanlı çalışan bir YSA modeli yapılan diğer karmaşık işlemlerin aksine daha kolay işlemler içerdiğinden ve diğer işlemlerin aksine daha anlaşılabilir bir mimari yapıya sahip olduğundan dolayı birçok sorunun çözülmesinde tercih edilmektedir.

YSA'lar eş zamanlı işlem yapan basit sinir hücrelerinden meydana gelmiştir. Bu elemanlar biyolojik sinir sistemlerine benzetilerek ortaya konulmuştur. Doğa işleyişine benzetilerek elemanlar arasındaki ilişki bir şebeke yoluyla sağlanmıştır. Bu şekilde bir şebekede bulunan elemanlar arasındaki ilişki ağırlıklarla temsil edilmektedir. Bu ağırlıklar girdi ve çıktı verilerine göre eğitilerek elde edilen çıktıların katkı oranları her biri için tek tek hesaplanır.

Bir YSA şebekesi için öncelikle elde bulunan verilerin cinsine ve istenen hedefe karar verilir. Daha sonra sistem istenilen çıktıları eldeki verilerle elde etmek için eldeki verilerle eğitilir. İlk yapılan hesaplamalardan sonra istenilen çıktı değerleri ile eğitilmiş çıktılar kıyaslanarak kabul edilebilir hata sınırları içinde yaklaşık değerler gösterdiği zaman eğitime son verilir. Eğer çıktı ve istenilen hedef uyuşmazsa eğitime devam edilir.

Şebeke bağlantı ağırlıkları sabit katkısı beklenen değerler ile YSA çıktıları arasındaki hata miktarına göre geri besleme yolu ile eğitilerek değiştirilir. Yapılan eğitimler bir önceki eğitimin daha iyileştirilmiş halini vererek ardışık yineleme ve yenilemeli olarak yapılmaktadır. Bu işlemlere bazen anlık veya yinelenen eğitim denilir. Günümüzde birçok karmaşık ve çözülemeyen problemler YSA ile yapılabilmektedir

Genel olarak YSA problemlerinde öğrenmeli eğitim yöntemi kullanılmasının yanı sıra öğretmensiz veya doğrudan tasarım yöntemi de kullanılmaktadır. Örneğin, öğretmensiz eğitim yaklaşımlarında elde bulunan verilerin gruplara ayrılması için kullanılırlar. Özellikle Hopfield tarafından geliştirilen YSA tasarımları ve bazı doğrusal şebekeler öğretmensiz olarak eğitilirler. Burada kullanılan YSA modellerinin geliştirilerek kullanılmasında farklı sayıda eğitim ve doğrudan kullanma olanağının olduğu söylenebilir.

YSA şebekesi, mimari ve elde edilen bu mimarinin matematik fonksiyonları olarak iki grupta incelenir. Mimari giriş, gizli ve çıkış katmanlarındaki sinir hücreleri, bu katmanlar arasındaki bağlantılar, sabit katkısı olan hücrelerden oluşur. YSA işleyişini matematiksel işleyiş olarak iç ve dış şeklinde ikiye ayırabiliriz. İç işleyiş gizli tabakalardaki işlemciler yolu ile sağlanır. Dış işleyiş ise ardışık katman hücreleri ile ilişkili değerleri ilk olarak rastgele atanması, daha sonra çıktının tahmini hata değerinin geri besleme gibi işlemlerle en küçüğünün yenilenmesi sonucu sağlanır. Bu matematiksel işlemler öğrenme, eğitme, hatırlama ve sürekli yeni bilgileri algılama ile şebeke ilişkilerini yenileme görevini üstlenir.

YSA elde bulunan bilgileri zaman serisi ve istatistik verileri işleme yönteminde olduğu gibi değil, eş zamanlı olarak ilk önce basit bileşenlere ayrılması ve daha sonra bu bileşenleri birleştirerek istenilen çıktıları yine paralel olarak elde etmeye yarar. YSA mimarisi prizmanın genel ışınları parçaya ayırmasına benzetilir. YSA işleyişi bakımından gelen verileri

basit şekilde kısımlara ayırdıktan sonra bunları istenilen çıktılara uyacak şekilde yeniden birleştirmeyi yapmaktadır (Şen, 2004: 9).

2.4. Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının en büyük avantajları, öğrenme kabiliyetinin olması ve farklı öğrenme algoritmalarını kullanabilmesidir. Avantajlarının yanı sıra dezavantajları çalışma sisteminin analiz edilememesi ve öğrenme işleminde başarısız olunması riskidir. YSA'nın avantaj ve dezavantajı;

Yapay sinir ağının avantajı;

- Diğer modellerin yanı sıra matematiksel modellere ihtiyaç duymazlar.
- Kural tabanı kullanımı gerektirmezler.
- Öğrenme yeteneğine sahiptirler.
- Çeşitli öğrenme algoritmalarıyla kullanılabilmektedir.

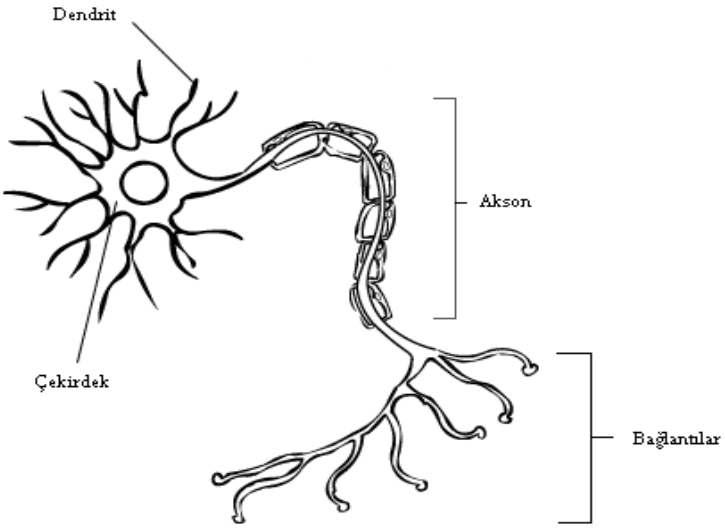
Yapay sinir ağının dezavantajı;

- Sistem içerisinde ne olduğu bilinemez.
- Bazı ağlar dışında kararlılık analizi yapılmamaktadır.
- Farklı sistemlere uyarlanması zor olabilir (Elmas, 2007: 26).

2.5. Yapay Sinir Ağlarının Temel Bileşenleri ve Yapısı

2.5.1. Biyolojik Sinir Hücreleri

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarının yapısını ve işlevselliğini taklit etmektedir. Bu nedenle öncelikle biyolojik sinir sisteminin yapısına bakılır. Biyolojik sinir sistemi dört bölümden oluşmaktadır. Bunlar dentrit, akson, çekirdek ve bağlantılardır. Dentritler sinir hücrelerinin ucunda bulunur ve ağaç köküne benzer bir yapıya sahiptir. Dentritlerin görevi bağlı olduğu nöronlardan ve duyu organlarından gelen sinyalleri çekirdeğe iletmektir. Daha sonra sinyalleri alan çekirdekler bir araya toplar ve aksona iletir. Çekirdek tarafından toplanır ve bu sinyaller akson vasıtasıyla işlenir ve nöronun diğer ucunda bulunan bağlantılara gönderilir. Bağlantılarda yeni üretilen sinyalleri nöronlara iletir.



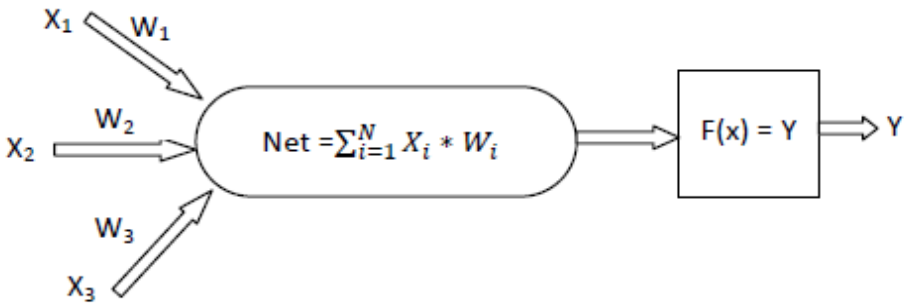
Şekil 2.1 Sinir Hücresi ve Sinir Sisteminin Çalışma Prensibi
Kaynak: Çayıroğlu 2015: 4.

2.5.2. Yapay Sinir Hücresinin Yapısı

Yapay sinir hücreleri, biyolojik sinir hücreleri ile aynı yapıdadır. Yapay sinir ağları yapay nöronların aralarında bağ kurması ile oluşur. Yapay sinir ağlarında biyolojik sinir ağlarındaki nöronlar gibi giriş sinyallerini alırlar ve bu aldıkları sinyalleri işleyerek, çıktı birimine iletirler.

Bir yapay sinir hücresi beş ana bölümden oluşmaktadır;

- Girdi
- Ağırlıklar
- Toplama fonksiyonu (Birleştirme fonksiyonu)
- Aktivasyon fonksiyonu
- Çıktılar



Şekil 2.2 Yapay Sinir Hücresinin Yapısı
Kaynak: Çayıroğlu, 2015: 5.

Girdiler (X_i): Bir yapay sinir hücresine dış dünyadan ya da diğer hücrelerden gelen bilgilerdir.

Ağırlıklar (W_i): Yapay sinir hücresine gelen girdi bilgilerinin, birleştirme fonksiyonuna ulaşmadan önce, geldikleri girdi bilgi bağlantılarının ağırlıklarıyla çarpılır ve birleştirme fonksiyonuna iletilir. Böylelikle, girdilerin çıktı üzerindeki etkisini ayarlayabilmektedir. Ağırlıklar pozitif, negatif veya sıfır olabilmektedir. Ağırlığın sıfır olması çıktı üzerinde herhangi bir etkisinin olmadığını göstermektedir.

Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu (Net)): Toplama fonksiyonu hücrenin net girdisini, girdi değerleri ile ağırlıkların çarpılması ve bulunan değerlerin toplanması ile hesaplamaktadır.

Bazı durumlarda gelen girdilerin sayısı önemli olabilirken bazı durumlarda değerleri dikkate alınmaktadır. Bir problem için en uygun toplama fonksiyonunun belirlenmesi için geliştirilmiş bir yöntem yoktur. Toplama fonksiyonu genellikle deneme yanılma yöntemi ile belirlenir. Bazı durumlar da hücrenin toplama fonksiyonu tasarımcıya aittir.

Tablo 2.1 Bazı Toplama Fonksiyonları

Toplama **NET=** $\sum_{i=1}^{N} X_i * W_i$	Ağırlık değerleri ve girdilerin çarpımlarının toplamı alınarak 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=** Mak(X_i*W_i)	*N* adet girdi içinden ağırlıklar girdilerle çarpıldıktan sonra içlerinden en büyüğü net girdi olarak kabul edilir.
Minimum **NET=**Min(X_i*W_i)	*N* adet girdi içinden ağırlıklar girdilerle çarpıldıktan sonra içlerinden en küçüğü net girdi olarak kabul edilir.
Çoğunluk **NET=** $\sum_{i=1}^{N} Sgn(X_i * W_i)$	*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=**Net(eksi)+ $\sum_{i=1}^{N} X_i * W_i$	Hücreye gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır ve daha önce hücreye gelen bilgilere son olarak hesaplanan girdi değerleri eklenir ve hücrenin net girdisi hesaplanır.

Kaynak: Çayıroğlu, 2015: 5.

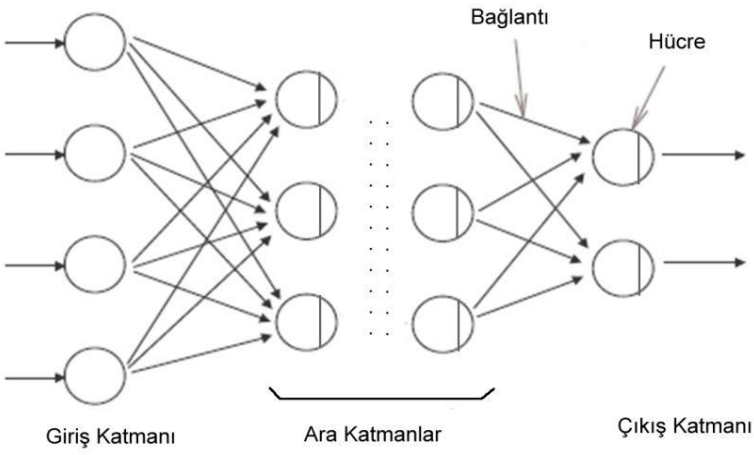
Aktivasyon Fonksiyonu (*F(x)*): Aktivasyon fonksiyonu, hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirlemektedir. Aktivasyon fonksiyonu için genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyon seçilmektedir.

Aktivasyon fonksiyonunu seçerken önemli bir nokta ise türevinin kolay hesaplanabilir olması gerektiğidir. Bunun nedeni ise geri beslemeli ağlarda bu fonksiyonun türevinin kullanılması ve hesaplamanın yavaşlamaması için kolay hesaplanabilir bir fonksiyon seçilmelidir. Son zamanlarda yaygın biçimde kullanılan " Çok Katmanlı algılayıcı" modelinin aktivasyon fonksiyonu genel olarak 'Sigmoid Fonksiyonu' olarak kullanılır.

Hücrenin Çıktısı (*Y*): Aktivasyon fonksiyonu ile elde edilen değer hücrenin çıktısıdır. Bu elde edilen çıktı değeri yapay sinir ağının çıktısı olarak dışarıya verilir. Bu değer daha sonra istenildiği takdirde tekrar kullanılabilir. Yapay sinir ağlarında her hücrede birden fazla girdi ve bir tek çıktı vardır. Elde edilen bu çıktılar istenildiği sayıda hücre ile birleştirilebilirler.

2.5.3. Yapay Sinir Ağının Yapısı

Yapay sinir ağları, yapay sinir hücrelerinin birbirleriyle bağlantılar aracılığıyla bir araya gelmeleri ile oluşan yapılardır. Yapay sinir ağları üç katmanda incelenir; giriş katmanı, ara (gizli) katmanlar ve çıkış katmanı.



Şekil 2.3 Yapay Sinir Ağının Yapısı
Kaynak: Çayıroğlu, 2015: 7.

Giriş Katmanı: Yapay sinir ağlarına dış dünyanın yardımıyla elde edilen girdilerin geldiği katmandır. Giriş katmanına gelen girdiler hiçbir işlem görmeden alt katmanlara iletilir.

Ara (Gizli) Katman(lar): Giriş katmanından çıkan bilgiler ara ya da gizli katmana gelir ve bu katmanların sayısı ağlara göre farklılık gösterir. Bazı ağlarda birden fazla ara

katman bulunabilmektedir. Bu katmandaki nöronların sayısı giriş ve çıkış katmanlarının sayıları ile bağımlı değildir.

Ara katman ve bu katmanların nöron sayılarının artmasıyla oluşan hesaplama karmaşıklığı gibi sorunlar ile karşılaşıldığında yapay sinir ağı bu problemlerin çözümünde kolaylık sağlamaktadır.

Çıkış Katmanı: Ara katmandan gelen bilgileri toplayarak, ağın çıktılarını üreten katmandır. Çıkış katmanında üretilen çıktılar veri olarak dış dünyaya gönderilir (Çayıroğlu, 2015: 7).

2.6. Yapay Sinir Ağlarının Eğitimi ve Testi

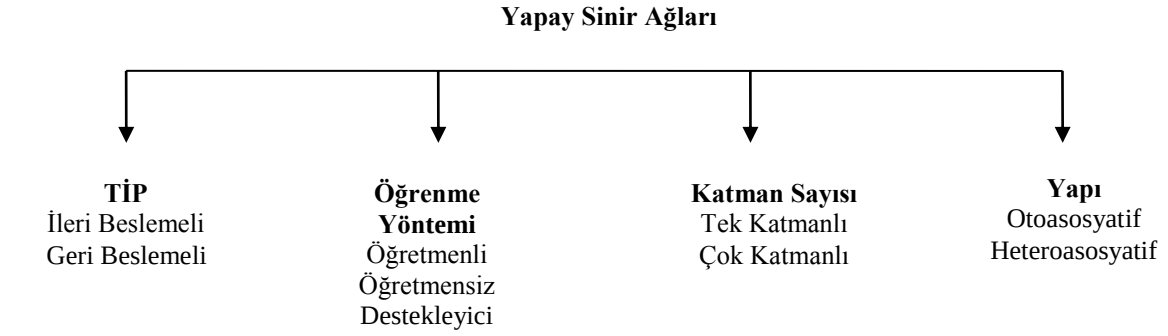
Ağın eğitilmesi işlemi, yapay sinir ağlarında süreç elemanlarının birbiri ile olan bağlantılarına ait ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemidir. İlk olarak bu ağırlıkların değerleri rastgele olarak atanmaktadır. Ancak yapay sinir ağları örneklerle desteklenince bu değerler değiştirilir. Buradaki amaç örnekler yardımıyla gerçekleşebilecek değer ağırlıklarını bulmaktır. Bu örnekleri eğitilecek olan ağa birçok kez göstererek gerçek değerlere ulaşabilmesi sağlamaktır. Ağın gerçek ağırlık değerlerini sağlaması, verilen örneğe ait genelleştirme özelliğine sahip olmasını sağlamaktadır ve ağın bu özelliğe sahip olmasına ağın öğrenmesi denmektedir.

Yapay sinir ağında öğrenme sürecinin olayının iki aşaması vardır. İlk önce örnek olarak gösterilen değerler ile üreteceği çıktı belirlenir. Elde edilen çıktıların doğruluk derecesine göre diğer aşamaya geçilir. Bu aşamada da elde edilen ağın bağlantılarının ağırlıkları değiştirilir. Buna göre ağın çıktısının belirlenmesi ve ağırlıklarının değiştirilmesi ağın öğrenme kuralı ile farklı şekillerde olmaktadır.

Yapay sinir ağlarında ağın test edilmesi, ağın eğitiminin tamamlanmasından sonra ağın öğrenip öğrenmediğini ölçmek için yapılan denemelerdir. Ağ görmediği farklı örneklerle test edilmektedir. Bu test sırasında ağın ağırlık değerlerinde herhangi bir değişiklik yapılmaz. Yapılan testin örnekleri ağa gösterilir. Ağın eğitimi sırasında belirlenmiş olan bağlantı ağırlıklarını kullanarak örnekler için çıktılar üretir. Bu çıktılar gerçeğe yakınlık derecelerine bakılarak ağın eğitimi ile ilgili bilgiler veririler. Sonuçlar gerçek değerlere ne kadar yakın olursa ağın eğitimin öğrenme gücü de o kadar iyidir. Yapay sinir ağlarında eğitim için kullanılan verilere eğitim seti, test için kullanılan verilere ise test seti denmektedir. Yapay sinir ağlarında adaptif öğrenme, ağa sunulan veriler ile bilinmeyen veriler hakkında yorum yapabilme yeteneğidir (Öztemel, 2016: 55).

2.7. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Birçok yapay sinir ağı türü vardır. Yapay sinir ağları tiplerine, öğrenme yöntemlerine, katman sayılarına ve yapılarına göre sınıflandırılabilirler.



Şekil 2.4 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

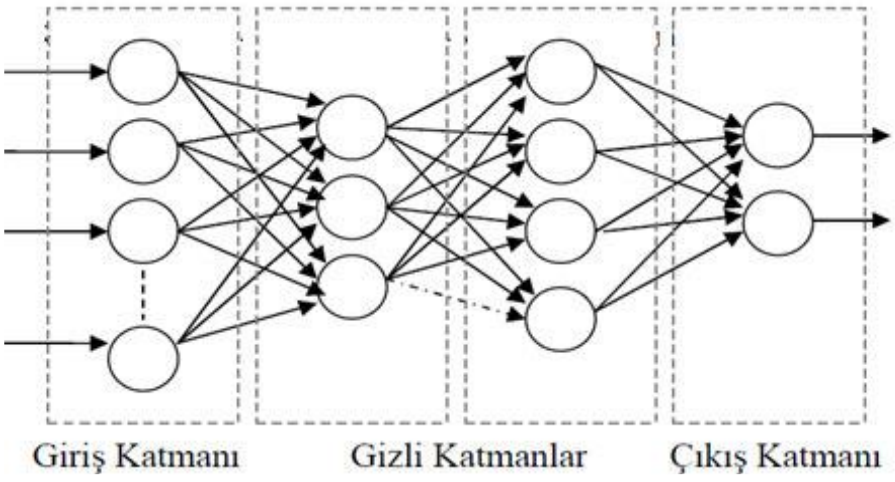
Kaynak: Hamzeçelebi, 2011: 19.

2.7.1.Tipine Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları nöronlar arasındaki bağlantıların yapısına göre ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki sınıfta incelenirler;

2.7.1.1. İleri Beslemeli Ağlar

Verilen girdi setlerinin, çıktı setlerine doğru yöneldiği ağ yapısı ileri beslemeli ağ yapısıdır ve bu ağlarda geri besleme yoktur.

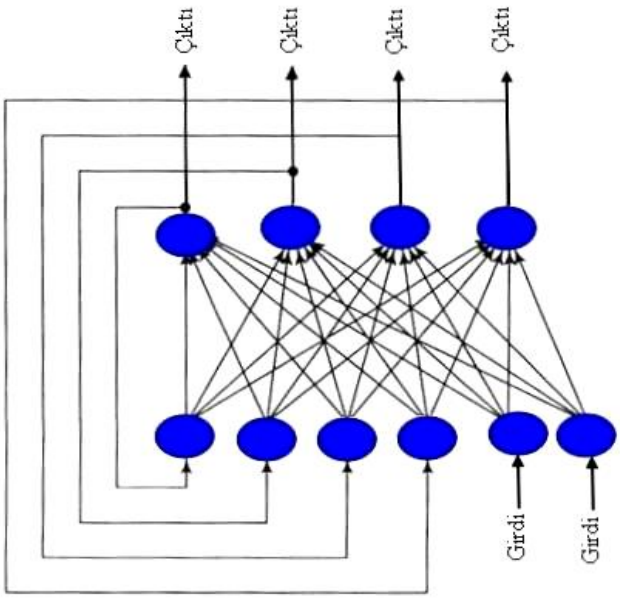


Şekil 2.5 İleri Beslemeli Ağ Yapısı

Kaynak: Hamzaçelebi, 2011: 44.

2.7.1.2. Geri Beslemeli Ağlar

Bilgi veya veri akışının, ileri doğru yani girdi setlerinin çıktı setlerine yöneldiği ağların yanı sıra geriye doğru olabilen ağ yapısıdır. Geri beslemeli ağ yapısında, elde edilen çıktı aynı zamanda ağın girdisi olarak da kullanılabilmektedir.



Şekil 2.6 Geri Beslemeli Ağ Yapısı
Kaynak: Hamzaçelebi, 2011: 20.

2.7.2.Öğrenme Yöntemine Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının en temel özelliği öğrenme yeteneğidir. Haykin, Mendal ve Mcloren'den uyarlanarak YSA'ların öğrenmesi şu şekilde tanımlanmaktadır:

'Öğrenme; YSA'nın içinde bulunduğu çevre tarafından uyarlanması sürecinde ağırlıklarını düzenlemesi işlemidir.'

Bu tanımlama üç noktaya işaret etmektedir;

- Yapay sinir ağları bulunduğu çevre tarafından uyarılmaktadır.
- Uyarıların sonucu YSA'ların, ağırlıklarında birkaç değişiklik yapılmaktadır. Bu değişiklik daha önceden belirlenmiş bazı kurallara göre gerçekleşir.
- YSA içerisinde yapılan bu değişiklikler sonucunda dış dünyaya bir çıktı verir.

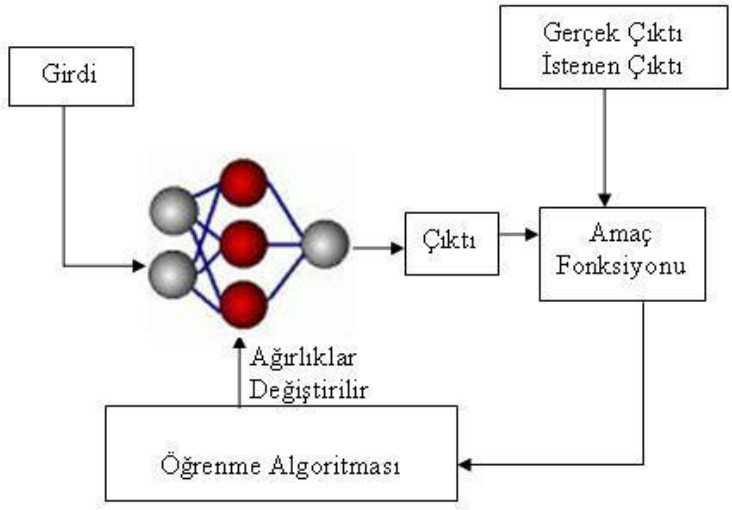
Yapay sinir ağları elde edilen verilerin yapısındaki ilişkiyi öğrenerek probleme ait örnekler ile ağa ait ağırlıkların en uygun değerlerinin belirlenmesidir. Herhangi bir ağırlık(W) için;

$$W_{yeni} = W_{eski} + \Delta W$$

denklemi, öğrenmenin matematiksel olarak nasıl gerçekleştiğini ifade etmektedir. Eşitlikteki ΔW değeri belirli kurallar ile hesaplanan eldeki ağırlık değerlerinin değişim miktarını verir. Bu değişim miktarının belirlenmesi için tanımlanmış kurallara öğrenme algoritması denir. Ağın en iyi ağırlık kümesini bulmak için öğrenme algoritmaları ortaya atılmıştır. Bu öğrenme algoritmaları yüzeysel olarak üç grupta incelenir, bunlar öğretmenli, öğretmensiz ve destekleyici öğrenme algoritmalarıdır.

2.7.2.1. Öğretmenli Öğrenme

Yapay sinir ağının eğitimi için, elde edilmesi istenen çıktı değerlerinin ağa tanıtılmasına öğretmenli öğrenme denmektedir. Yani öğretmenli öğrenmede girdi ve çıktı değerleri ağa verilir. Daha sonra ağ verilen girdiye işlemler yaparak çıktı üretir, üretilen bu değerler ile gerçek değerler karşılaştırılır. Bu sayede, eldeki hatayı en az seviyeye indirmek için bağlantılardaki ağırlıklar yeniden düzenlenir. Yapılan bu işlem kabul edilebilir bir hata seviyesine ulaşıncaya kadar devam eder. Algılayıcı geri yayılım ağı ve Boltzmann makinesi ile en yaygın kullanılan öğretmenli ağlardır (Hamzaçelebi, 2011: 19)



Şekil 2.7 Öğretmenli Öğrenme
Kaynak: Hamzaçelebi, 2011: 23.

2.7.2.2. Öğretmensiz Öğrenme

Öğretmensiz öğrenmede ağın elde edilecek çıktı hakkında bilgisi yoktur. Verilen girdilere göre kendi kendine örneklendirir. Burada ağ çıktı bilgileri olmadan girdi bilgilerinin özelliklerine bakarak değerlerini ayarlar. Adaptif Rezonans Teorisi (ART) , Hopfield Ağı, Kohonen Ağı örnek olarak verilebilir (Elmas, 2007: 137).

2.7.2.3.Destekleyici Öğrenme

Ağa bir öğretmenin yardımcı olması da destekleyici öğrenmedir. Burada öğretmen gerçek çıktı değerlerini sisteme tanıtmaz verilen çıktı değerlerini olumlu ya da olumsuz sinyaller üreterek ağ ağırlıklarının düzenlenmesini sağlar.

2.7.3. Yapısına Göre Yapay Sinir Ağları

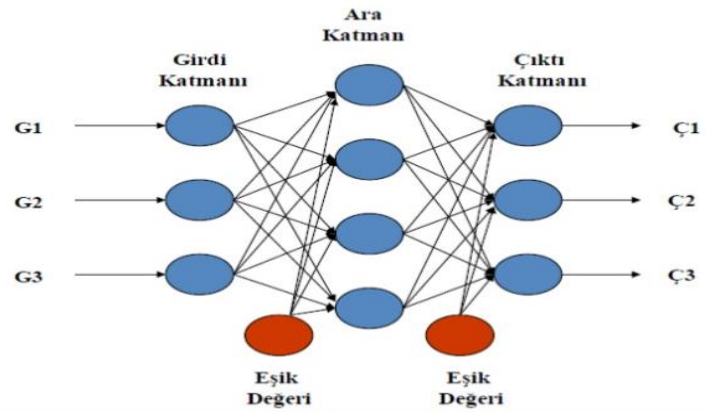
Yapay sinir ağları yapısına göre otoasosyatif ve heteroasosyatif olmak üzere iki sınıfta incelenebilir. Girdi nöronlarının çıktı olarak görev yaptığı ağlar otoasosyatif ağlardır ve Hopfield ağlar bu türe aittir. Girdilerin ve çıktıların farklı olduğu ağlar heteroasosyatif ağlardır. Khonen, algılayıcı ve çok katmanlı algılayıcı ağlar bu türe aittir.

2.7.4.Katman Sayılarına Göre Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, yapay sinir hücrelerinden oluşmaktadır ve yapay sinir hücrelerinin oluşturduğu kümeye de katman denmektedir. Burada girdi sinir hücreleri girdi katmanını oluştururken çıktı sinir hücreleri çıktı katmanını oluşturmaktadır. Yapay sinir ağları tek katmandan oluşuyor ise tek katmanlı, birden fazla katmandan oluşuyor ise çok katmanlı yapay sinir ağı olarak adlandırılır (Hamzaçelebi, 2011: 21).

2.7.4.1.Çok Katmanlı Algılayıcı

Yapay sinir ağlarında bir ağın öğrenilmesi istenilen olayda girdi ve çıktı arasında doğrusal bir ilişki olması veya olmaması durumunda kullanılmaktadır. Çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) model de bu tür öğrenme modelleri bu iki olay için kullanılabilir. Çok katmanlı algılayıcı ağlarının yapısı aşağıda verilen Şekil 2.8'da gösterilmektedir. Şekilden de görüldüğü gibi ÇKA ileriye doğru bağlantılı ve üç katmandan oluşan bir ağdır. Bunlar;



Şekil 2.8 Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli

Kaynak: Öztemel, 2016: 76.

Girdi Katmanı: Dış dünyadan gelen girdi verilerini ($G_1,G_2,....,G_N$) alınarak ara katmana gönderilir. Gelen veri üzerinde hiçbir işlem yapılmadan bir sonraki katmana iletilir. Bir veya birden fazla girdi gelebilir. Her süreçte bir girdi ve bir çıktı vardır. Bu çıktı sıradaki katmandaki bütün sürece gönderilir. Girdi katmanındaki tüm süreçler daha sonraki süreçlerin hepsi ile ilişkilidir.

Ara Katmanlar: Girdi katmanından gelen bilgileri işleyerek bir sonraki katmana gönderen ara katmandır. ÇKA ağlarında birden fazla ara katman ve bu ara katmanlarda da birden fazla proses bulunabilir. Ara katmanın prosesi ve bir sonraki katmanın prosesleri birbirine bağlıdır.

Çıktı Katmanı: Girdi katmanındaki girdilerin ara katmana iletilmesinde sonra girdi katmanından gelen girdilere karşılık üretilen çıktıların ($Ç_1,Ç_2,....,Ç_N$) belirlenmesi ile dış dünyaya gönderdiği katmandır. Çıktı katmanından bir veya birden fazla çıktı bulunabilir. Her proses elemanının bir çıktısı olmakla birlikte her bir proses elemanı öncesinde bulunan bütünü proses elemanlarına bağlıdır. ÇKA ağları öğretmenli öğrenme yapısını kullanmaktadır (Öztemel, 2016: 75).

2.7.4.1.1. Çok Katmanlı Algılayıcı Ağının Öğrenme Kuralı

ÇKA ağlarının çıktı katmanında belirtildiği gibi ÇKA ağında öğretmenli öğrenme yöntemine göre çalışmaktadır. Öğretmenli öğrenme yöntemine göre ağa hem girdi hem de beklenen çıktı verileri gösterilmektedir. Burada ağın görevi ise gelen girdiyi o girdiye karşılık gelen çıktı değerini üretmektir. ÇKA ağının öğrenme kuralının temelinde en küçük kareler yöntemine dayalı olan Delta Öğrenme Kuralının genelleştirilmiş hali bulunmaktadır. Bu nedenle bu öğrenme kuralına Genelleştirilmiş Delta Kuralı da denilmektedir. Yapay sinir ağları eğitimi için ayrılan üç bölümden birisi olan eğitim seti olan ve örneklerden oluşan bir sete ihtiyaç vardır. Bu eğitim setinde girdiler ve her girdiye ait çıktı değerleri belirlenmiştir. Buna göre bu Delta kuralı iki adımdan oluşmaktadır. Bunlardan birincisi ağın çıktısının hesaplanması ile ileriye doğru hesaplama, ikincisi ise ağırlıkların değiştirildiği geriye doğru hesaplamadır.

İleri doğru hesaplama yönteminde ara katmanın proses elemanlarını ve çıktı katmanının proses elemanlarının çıkışları NET girişlerin hesaplanması ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile belirlenir.

Aktivasyon fonksiyonu için türevi alınabilir fonksiyon kullanılmalıdır. Çıktı katmanındaki çıktılar elde edilince ileri doğru hesaplama işlemi tamamlanmış olur. Girdi katmanındaki *k.* proses elemanının çıktısı $Y_k^i = G_k$ ise, NET değerleri şu şekilde hesaplanır:

$$NET_j = \sum_{k=1}^{n} W_{kj} Y_k$$

Aktivasyon (sigmoid) fonksiyonu kullanılması halinde çıktı:

$$X_j = \frac{1}{1+e^{-Z}} = \frac{1}{1+e^{-(NET_j + \beta_j)}}$$

şeklinde belirlenir. Burada β_j, ara katmanda bulunan *j.* elemana bağlanan eşik değer elemanının ağırlığını göstermekte olup sabit parametredir. Burada eşik değer her zaman 1'e eşit ve çıktı sabittir. Eldeki örnek veriler ağa verilerek üretilen çıktı değeri ($Ç_i$) ile beklenen (B_1,B_2…..) çıkış değerlerinin arasındaki fark hata değerini vermektedir.

$$H_i = B_i - Ç_i$$

Geriye doğru hesaplama yönteminde ise oluşan hatanın dağıtılması ile sonraki iterasyonla hatanın azaltılması amaçlanmaktadır. Burada H_i eğitim süresinde oluşan hatadır. *E* ise çıktı katmanında oluşan toplam hatadır.

$$E = \sqrt{\sum_i H_i^2}$$

Elde edilen bu toplam hatayı en aza indirmek için hataya sebep olan proseslere dağıtılması gerekir. Bu da proses elemanlarının ağırlıklarının değiştirilmesi demektir. Ağın ağırlıklarının değiştirilmesi için iki durum söz konusudur. Bunlarda ara ve çıktı katmanının arasında bulunan ağırlıkların değiştirilmesi ve ara katmanların kendi aralarında ya da ara ve girdi katmanı arasındaki ağırlıkların değiştirilmesidir.

Ara katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi, ara katman ve çıktı katmanı arasındaki *k.* iterasyondaki değerleri, değişim miktarının eski değerlerin eklenmesiyle belirlenir.

$$w_{jm}(k) = w_{jm}(k-1) + \Delta w_{jm}(k)$$

Burada w_{jm} ara katmandaki j. proses elemanının çıktı katmanındaki m. proses elemanı ile olan bağlantının ağırlığını ifade etmektedir. Δw_{jmi} ise değişim miktarını ifade etmektedir.

$$\Delta w_{jm}(k) = \lambda \delta_m X_j + \mu \Delta w_{jm}(k-1)$$

Burada λ öğrenme katsayısını, μ momentum katsayısını göstermektedir. Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını, momentum katsayısı ise ÇKA ağının öğrenmesi esnasında yerel bir optimum noktaya takılıp kalmaması için ağırlık değişim değerinin belirli bir oranda bir sonraki değişime eklenmesini sağlarlar. Eşitlikteki δ_m ise m. çıktı ünitesinin hatasını göstermektedir. Buradaki f '(NET) aktivasyon fonksiyonunun türevidir. Sigmoid fonksiyonunun kullanılması durumunda;

$$\delta_m = f'(NET).E_m = X_m(1 - X_m)E_m$$

Eşik değer ünitesinin de ağırlıklarının değiştirilmesi gerekir bu da değişim miktarının hesaplanmasını gerektirir. Eğer çıktı katmanında bulunan proses elemanlarının eşik değer aralıkları β_m ile gösterilirse; bu ünitenin çıktısı sabit ve 1 olması nedeni ile değişim miktarı,

$$\Delta \beta_m(k) = \lambda \delta_m + \mu \Delta \beta_m(k-1)$$

olacaktır. Eşik değerin k. iterasyondaki ağırlığının yeni değeri ise,

$$\beta_m(k) = \beta_m(k-1) + \Delta \beta_m(k)$$

şeklinde hesaplanacaktır.

Ara katmanlar arası veya ara katman girdi katmanı arasındaki ağırlıkların değiştirilmesinde ise, ara katman ve çıktı katmanı arasındaki ağırlıkların hesaplanması ile benzer şekildedir. Ancak burada son katmana gelen bilgiler, girdi ve ara katmandan geldikleri için hataların oluşmasında girdi ve ara katmandaki ağırlıkların da payı vardır.

Bu nedenle, girdi ve ara katman arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ve çıktı katmanının tüm bu hatalardan payını alması gerekmektedir.

$$\delta_j = f'(NET)\sum_m \delta_m w_{jm} = X_j(1-X_j)\sum_m \delta_m w_{jm}$$

İterasyon ileri ve geri hesaplama yapılarak tamamlanır. Yeni örnekler için sonraki iterasyona geçilir ve bu işlem öğrenme tamamlanana kadar devam eder (Nabiyev, 2010: 572)

2.8. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları

Geçmişten günümüze kadar birçok araştırma yapılmaktadır ve her geçen gün yeni teknikler geliştirilmektedir YSA'da ilk adımların 50 yıl öncesinde atılmasına rağmen son 20 yılda gelişme sağlanmıştır. YSA birçok alanda Genetik Algoritma (GA) ve Bulanık Mantık (BM) ile beraber çalışmalar göstermiştir. Bunlardan her birinin kendi alanlarından farklı şekilde kullanım alanları vardır. Bunların arasında YSA daha kolay kullanılabilen ve anlaşılabilirdir. YSA uygulamalarının kolaylığının yanı sıra doğru şekilde kullanılması önemlidir. Yanlış kullanımlarda yapılan çalışma sadece yapılmış bir çalışma olmanın dışında bir anlam teşkil etmemektedir. Yapılan yorumların da eksik, yanlış ya da mantıksal olarak anlamlı olmayan şekilde yapılabilmektedir. Yapay sinir ağları aşağıdaki gibi birçok alanda kullanılmaktadır.

Sınıflandırma: Yapılan çalışmalarda sonuçların iyi, kötü, orta gibi sınıflara ayrılması ile ağa verilen bilgilerin eğitim sonrasında çıktıların bu sınıflardan hangisi için geçerli olacağına karar verilir.

Kümeleme: Birbirine benzer olan girdi verilerinin aynı gruba dahil edilmesidir. Eğitim sırasında verilen bir grup bilgiyi birbirinden farklı alt kümelere ayırır ve daha sonra eğitim kümesi dışında verilen bilgilerin hangi alt kümeye ait olduğunu kendisi belirler.

Vektör Sayısallaştırması: Vektör sayısallaştırmada çok sayıda olan verilerin, kendi aralarında benzer özelliklere sahip olan verilere ayrılmasını sağlamaktadır. Örnek olarak, Avrupa ülkeleri haritasına bakılınca her ülkenin kendi sınır alanlarının olduğu görülür. İşte bunlar vektörel sayısallaştırma ile alt alanlara ayrıştırma işlemidir.

Desen Uygunluğu: Yapılan araştırmalarda verilerin eksik, yıpranmış veya bozuk olması gibi sorunlarla karşılaşılabilir. Bu tür sorunların giderilmesi için ağa önceden verilen, verilerin bu eksiklikleri tamamlaması ile düzgün sonuçlar elde edilir. Bu işlemede desen araştırma denmektedir.

Fonksiyonel Yaklaşım: Matematiksel ifadeleri olmayan şekilleri açıklamak mümkün olmamaktadır. Yapay sinir ağlarında bu şekillerin basit ve düzgün olan diğer şekillerle

birleştirilmesi ile sonuç elde edilebilir. Verilen fonksiyonlara şekillerle yaklaştırmak YSA sayesinde mümkün olabilmektedir.

Tahmin Yapmak: Tahmin yapmak geçmiş verileri kullanarak geleceğe yönelik sonuçlar elde edilmesidir. YSA modellerinde tahmin işleminde yapılan araştırmanın iç ve dış tüm bilgilerinin elde edilmesinden sonra tahmin yapılır. Tam olarak mükemmel bir şekilde tahmin yapmak mümkün olmayabilir ancak YSA ile gerçeğe yakın ve en iyi biçimde tahmin yapmak mümkündür.

Kontrol Sorunları: Gün içinde kullandığımız birçok alet ve cihazın çalışabilmesi için matematiksel olarak çözümlenemeyecek karmaşık ilişkileri vardır. İnsan tarafından ilişkilerin modellenmesine otomasyon ve otomatik kontrol denir. Otomatik kontrol genel olarak girdi değerleri ile istenilen çıktı değerlerinin elde edilmesidir.

En İyileme (Optimizasyon): Ticari ve bilimsel çalışmalarda incelemelerin elde bulunan kısıtlar çerçevesinde, en iyileme işlemi veya en küçükleme işlemidir. Bu en iyileme işlemini yapılması daha öncesinde kullanılan modellerin olmasına karşılık YSA ile yapılması karmaşık matematiksel ifadelerin bulunmaması açısından diğerlerine göre daha iyidir.

Arama Çalışmaları: Yapay zeka da kullanılmasının yanı sıra yapay sinir ağında da başarıyla kullanılmaktadır. Daha öncesinde anlatılan bütün özellikler arama çalışmalarının birer işlemidir (Şen, 2004: 16).

2.9. Yapay Sinir Ağları ve Tahmin

Yapay sinir ağı 1980'li yılların sonrasında kullanılan tekniklerden birisidir. YSA girdi ve çıktı verileri ile doğrusal ve doğrusal olmayan modelleme sağlayabilmektedir. Bu nedenle YSA, tahmin yapma için diğer tekniklere göre daha esnektir.

Sebep-sonuç ilişkisine dayanmaktadır ve YSA'nın girdi olarak verilen değişkenler bağımsız değişken/ler veya açıklayıcı değişkenlerdir. YSA çıktısı da açıklanan veya bağımlı değişkendir. YSA tarafından belirlenen doğrusal olmayan fonksiyonel ilişki şu şekilde yazılabilir;

$$y = f(x_1, x_2, ..., x_k)$$

Yukarıdaki eşitlikte $x_1, x_2, ..., x_k$, k sayıda açıklayıcı değişkeni, y ise açıklanan değişkeni ifade etmektedir. Bu şekildeki bir yapı, doğrusal olmayan YSA'dır.

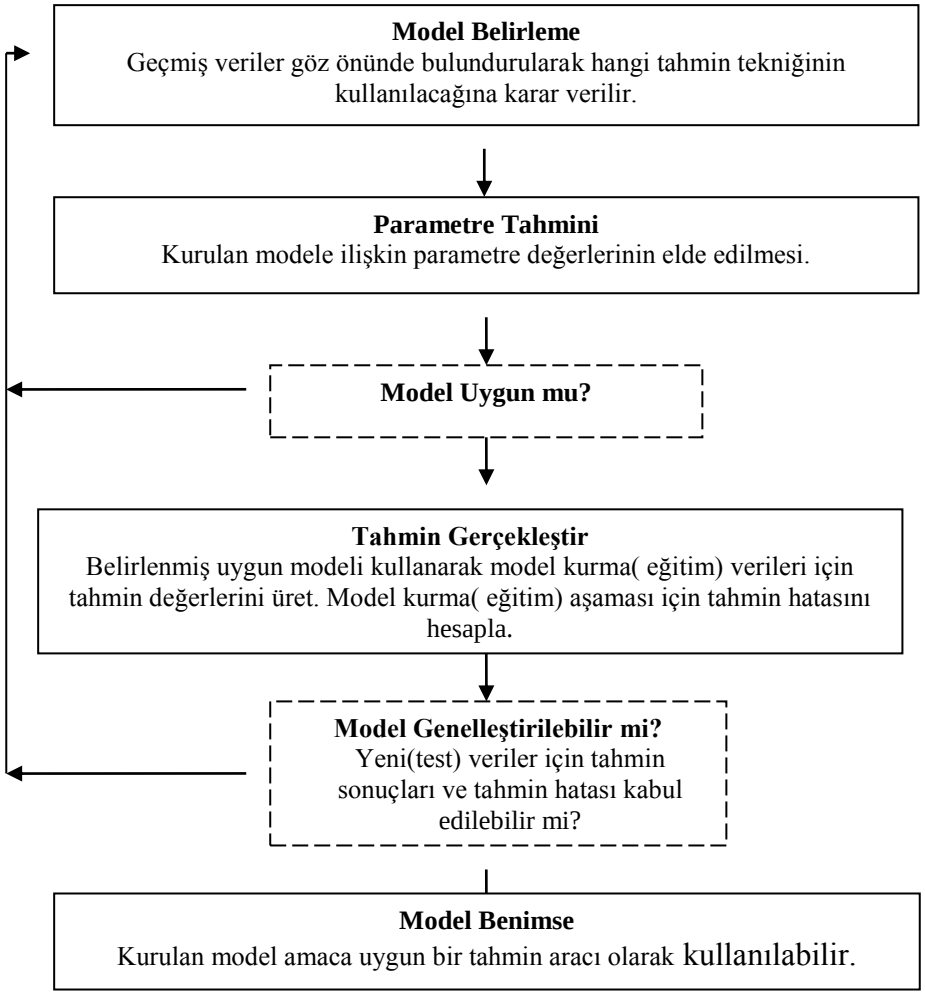
Başka bir şekilde zaman serileri olan verilerde tahmin yapılırken YSA için girdi verileri eldeki verilerin geçmiş dönem verilerinden oluşurken, çıktı verileri ise gelecek dönem verilerini oluşturmaktadır. Bu durumda YSA için ilişki şu şekilde yazılabilir:

$$y_{t+1} = f(y_t, y_{t-1}, ..., y_{t-k})$$

Eşitlikte y_t, *t.* dönem gözlem değeri olarak ifade edildiğinde, $(y_{t-1}, y_{t-2}, ..., y_{t-k})$, *k.* dönem geçmiş gözlem değerini, y_{t+1}, *t* dönemden bir sonraki döneme ilişkin gözlem değerini göstermektedir. Böylece YSA'nın zaman serileri tahmin problemlerinde doğrusal olmayan otoregresif modellere eşdeğer olduğu söylenebilir.

2.9.1. Tahmin Aşamaları

Oluşturulan diğer tüm problemler gibi tahmin problemlerinin çözümünde de modelleme önemlidir. Tahminin iyi bir sonuç vermesi için bazı kurallara dikkat edilmesi gerekir. Bu süreçte gösterilen özen sayesinde tahmin sonuçlarının doğruluğunu arttıracak ve sonuçlar genelleştirilebilecektir. Şekil 2.9'da tahminin en iyi şekilde sonucunun elde edilmesi için gerekli aşamaları göstermektedir (Hamzaçelebi, 2011: 5).



Şekil 2.9 İyi Bir Tahmin İçin Gerekli Aşamalar

Kaynak: Hamzaçelebi, 2011: 6.

2.10. Literatür Araştırması

Yapay sinir ağları birçok alanda kullanılmaktadır. Burada da yapay sinir ağları ile regresyon analizi ve diğer zaman serisi analizleri ile karşılaştırmalar yapılan çalışmalar yer almaktadır.

Aktaş vd. (2003), mali başarısızlığın öngörülmesinde kullanılan istatistiksel yöntemlerden çoklu regresyon modeli, diskriminant analizi ve logit modeli ile analiz edilmiştir. İlk olarak eğitim grubu verileri kullanılarak mali başarısızlığı öngörü modelleri geliştirilmiştir. Daha sonra test verileri ile geçerlilik testi yapılmıştır. Yapay sinir ağlarının sonuçlarının daha güvenilir olduğu görülmüştür.

Al-Saba ve El-Amin (1999), yapay sinir ağları ile uzun vadeli elektrik kullanım tahmini uygulaması yapılmıştır. Yapay sinir ağları modeli elektrik hizmeti vermek için enerji gereksinimleri tahmin edilmiştir. Yapay sinir ağlarının minimum hata ile uzun vadeli tahminleri için kullanılabileceğini göstermektedir.

Aksel (2000), uzun dönem elektrik kullanımı tahmini için İstanbul ve Türkiye'nin 2001-2003-2005 yıllarındaki puant yük ve enerji tüketimi tahmini yapılmıştır. Türkiye için 1980-1998, İstanbul için 1981-1998 yıllarında ki veriler ele alınarak 2001-2003-2005 yılları için tahmin yapılmıştır. YSA ve regresyon analizi ile test edilerek birleştirme yöntemi ile tek sonuç elde edilmiştir.

Nguyen ve Cripps (2001), konut satış tahmini için yapay sinir ağlarının öngörülen performansını ve çoklu regresyon analizini karşılaştırmaktadır. Çalışmada kurulan model için bağımlı değişken konutun satış değeri, bağımsız değişkenler ise konutun $m^{2'}$si, oda sayısı, banyo sayısı, yaşı, garajın olup olmaması ve muhiti olarak ele alınmıştır. Veriler 1993-1994 yılları arasında 18 ayın değerlerini kapsamaktadır.

Hamzaçelebi ve Kutay (2004), uzun dönemli elektrik enerjisi tahmini YSA ile yaparak Box-Jenkins ve regresyon modelleri ile karşılaştırılmıştır. YSA modeli için 1970-1990 verileri eğitim, 1991-1998 verileri doğrulama ve 1999-2002 verileri de test verisi olarak ele alınmıştır. Daha sonra analizler yapılarak karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmanın sonucunda YSA modelinin gerçeğe daha yakın sonuçlar verdiği görülmüştür.

Çuhadar ve Kayacan (2005), yapay sinir ağları kullanılarak Türkiye'deki bakanlık belgeli konaklama işletmelerindeki, dış turizm talebi ile oluşan doluluk oranları tahmin edilmiştir. Bağımlı değişken bu işletmelerinde konaklayan yabancı turistlerin oluşturduğu aylık doluluk oranı, bağımsız değişken olarak da bu işletmelerde konaklayan turistlerin oluşturduğu sayısı, konaklama tesislerinin sahip olduğu yatak sayısı, konaklayan yabancı

turistlerin sayısı, konaklayan yabancı turistlerin toplam geceleme sayısı, konaklayan yabancı turistlerin aylık olarak ortalama kalış süresi verileri ele alınmıştır.

Özçınar (2006), Pamukkale Üniversitesi Eğitim Fakültesi Sınıf Öğretmenliği ana bilim dalından mezun olan öğrencilerin KPSS'den aldığı puanlar çıktı olarak alınmış. Girdi değişkenleri ile de lisans eğitim sürecinde aldıkları ve KPSS'de soru çıkan derslerden geçme notları, öğretim türleri ve genel not ortalamaları tahmin edici değişkenler olarak kullanılarak regresyon analizi ve yapay sinir ağları ile tahmin edilmiş ve doğrulukları karşılaştırılmıştır.

Adıyaman (2007), yapay sinir ağları kullanılarak altın ürün satışları ile ilgili tahmin modelleri kurulmuştur. Modelde çıktı değişkeni iki gruba ayrılmıştır. Bunlar, işçilik değeri düşük altın ürün satışları ve işçilik değeri yüksek altın ürün satışlarıdır. Girdi değişkenler ise altın fiyatları, döviz fiyatları, enflasyon, GSMH, faiz, İMKB verileri, evlilik sayısı, turist sayısı ve özel günler olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağlarının yanı sıra regresyon analizi ve eğri uydurma yöntemleri ile de altın ürünlerinin talep tahmini yapılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Tso ve Yau (2007), elektrik enerjisi tahmini için üç modelleme tekniği kullanılmıştır. Bunlar regresyon analizi, karar ağacı ve sinir ağlarıdır. Elektrik enerjisi tüketim çalışmasına uygulanan uygulamaları karar ağacı ve sinir ağı modelleri, enerji tüketimi kalıplarını anlama ve enerji tüketim düzeylerini tahmin etme regresyon modeli için uygulanabilir alternatifler olarak görülmektedir.

Karaali ve Ülengin (2008), Türkiye'de işsizlik oranları verileri kullanılarak bilişsel haritalar yöntemi ile yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak öngörü modeli kurulmaya çalışılmıştır. Modelde bağımsız değişkenleri belirlemede ilk olarak uzman görüşleri alınmıştır. Buna göre işsizliği etkileyen 34 faktör belirlenmiştir. Daha sonra etkilerine bakılarak değişkenler azaltılmıştır. Son olarak kurulan model için belirlenen bağımsız değişkenler ,GSMH % değişimi, imalat sektöründe kapasite kullanım oranı, reel efektif kur, enflasyon, reel faiz oranı, imalat sektöründe reel ücret endeksi, toplam ithalat, toplam ihracat, imalat sektöründe verimlilik endeksi, özel yatırımlar/GSYH, kamu yatırımları/GSYH olarak ele alınmış ve işsizlik oranları tahmini yapılmıştır.

Önder ve Hasgül (2009), uzun dönemli yabancı ziyaretçi sayısını yapay sinir ağları, zaman serileri yöntemleri ve Box-Jenkins yöntemi ile analiz etmişlerdir. Ziyaretçi sayıları tahmin edildikten sonra sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Gültekin (2009), Bursa ili için 2002-2006 yılları arası orta dönem elektrik enerjisi talebini, eksponansiyel ve kuadratik eğriye yaklaşım metotları ile tahmin etmiş ve en iyi

sonucu kuadratik yaklaşımla elde edildiği görülmüştür. Yıllık toplam tüketim için de aynı yöntemlerle regresyon analizi ve YSA ile eğitilerek sonuçlar elde edilmiştir.

Erili vd. (2010), Tüketici Fiyat Endeksi (TÜFE) için ileri ve geri beslemeli yapay sinir ağları yaklaşımı kullanılarak öngörüler yapılmıştır. Gerçek ve yapay sinir ağları modeli karşılaştırılmıştır. Tahmin yöntemlerinden herhangi birinin kullanılması ile enflasyon öngörü sonucunun başarılı olması oldukça zor olduğu gözlemlenmiştir ve asıl amacın oluşan hataları azaltmak olduğu saptanmıştır.

Yazıcıoğlu (2010), Türkiye'deki otomobil üretiminin verileri kullanılarak talep tahmini yapılmıştır. Model için bağımlı değişken otomobil üretim miktarı tahmini, bağımsız değişkenler ise İMKB 100 endeksi, TÜFE, TEFE, işsizlik oranı, otomobil ithalatı ve ihracatı, gecelik faiz oranları, dolar kuru, GSYH, Türkiye'deki ham petrol varil fiyatı alınmıştır. Veriler eğitim ve test verileri olarak ayrılmış ve yapay sinir ağları, regresyon analizi ile analiz edilmiştir. Analiz sonuçları karşılaştırılmış ve yapay sinir ağları sonuçları gerçeğe daha yakın olduğu belirtilmiştir.

Zainun vd. (2010), Malezya'nın Johor Bahru şehrinde konut talebi için yapay sinir ağları yöntemi kullanılmıştır. Bağımlı değişken olarak konut talebi, bağımsız değişkenler ise nüfus artışı, doğum oranı, bebek ölüm oranı, enflasyon oranı, gelir oranı, konut sayısı, GSYH, işsizlik ve yoksulluk oranı verileri ele alınmıştır. Gerçek değerler ile tahmini değerler karşılaştırılmıştır. Hata oranı %16,44 olarak bulunmuştur. Sonuç olarak yapay sinir ağları ile konut talebinin tahmin edilebilir olduğu gözlemlenmiştir.

Karahan (2011), istatistiksel talep tahmini tekniklerinden yapay sinir ağları modeli kullanılarak Malatya ili kuru kayısı ürününe ait ihracat talep tahmini uygulaması yapılmıştır. Veri seti için bağımlı değişken kuru kayısı aylık talep miktarı ve bağımsız değişkenler ise tarih, kuru kayısı fiyatları, mevsimsel etkiler ve kur olarak alınmıştır. Çalışmanın amacı ildeki ürün sahiplerinin daha önceden üretim için gerekli planlamayı yapabilmeleri sağlanmaya çalışılmıştır. Yapay sinir ağları ile tahmin edilen model aynı zamanda ARIMA modeli ile yapılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Kaynar vd. (2011), yapay sinir ağları ve ARIMA modelleri ile doğalgaz tüketimine ilişkin kısa dönemli öngörü yapılmıştır. Modelde bağımlı değişken olarak doğalgaz tüketim miktarı, bağımsız değişkenler olarak doğalgaz fiyatı, alternatif enerji kaynaklarının fiyatı, hava sıcaklığı, abone sayısı gibi doğalgaz tüketimine neden olan nedenler ele alınmıştır. Kurulan iki model ile gözlenen değerler karşılaştırılarak kıyaslama yapılmıştır.

Yücesoy (2011), Türkiye'de temizlik kağıtları sektöründe yıllık temizlik kağıtları satışı ile ilgili model kurularak yapay sinir ağları ve çoklu regresyon modeli ile talep tahmini

yapılmıştır. Kurulan modellerde sonuçlar karşılaştırılmıştır ve yapay sinir ağları modelinin daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Budak ve Erpolat (2012), kredi talep eden müşterilerin geri ödeme zamanlarının düzenli olup olamayacağını tahmin edilmektedir. Tahmin için yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizi kullanılmıştır. Yapılan analizlerin sonucunda yapay sinir ağları modelinin lojistik regresyon modeline göre gerçeğe daha yakın sonuçlar vermiştir.

Karasu (2012), Petkim'de termoplastik ürünlerden PVC talebinin Yapay Sinir Ağları ile tahmini amaçlanmıştır. 2005-2011 yılları arasındaki veriler kullanılarak 2005-2010 yılları arasındaki Petkim PVC satış fiyatı, PVC ithalat miktarı, imalat sanayi üretim endeksi, inşaat sektörü üretim endeksi, GSYH ve nüfus verileri ele alınmıştır. Petkim PVC satış fiyatı bağımlı değişken olarak ele alınmıştır. 2011 yılı ise test verisi olarak ele alınmıştır. Eğitim verileri kullanılarak YSA modeli ve Çoklu Regresyon modelleri kurulmuştur. Kurulan YSA modeli ve ÇDR modellerinin sonuçları karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucunda YSA modelinde daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Radzi vd. (2012), bu çalışmada Malezya'daki konut fiyatlarının tahmini yapılmıştır. Bunun için 2000-2009 yılları arasındaki çeyreklik veriler kullanılmıştır. Bağımlı değişken olarak konut değişkenleri endeksi, bağımsız değişkenler ise işsizlik oranı, nüfus, ipotek oranı ve hane halkı geliri ele alınmıştır. Veriler yapay sinir ağları ile analiz edilmiştir. Bu değişkenler ile 2010-2011 yılları çeyreklik veriler tahmin edilmiştir. Gerçek değerler ile tahmini değerler karşılaştırılmış ve hata oranı %8 olarak bulunmuştur.

Es (2013), Türkiye net enerji talebini tahmin etmek için 1970-2010 yılları arasındaki GSYH, nüfus, ithalat, ihracat, bina yüz ölçümü ve taşıt sayısı değişkenleri kullanılarak YSA modeli oluşturulmuştur. Kurulan YSA modelinin başarısını karşılaştırmak için regresyon ve zaman serileri modelleri ile de tahmin edilmiştir. Regresyon modellerinin varsayımları YSA modelindeki değişkenler ile uygunluk göstermediği için değişkenlerden birkaçı elenmiştir. Regresyon modelinde kullanılan değişkenler ile YSA modeli kurulmuş ve karşılaştırma yapılmıştır. Karşılaştırma sonucunda YSA modelinin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüş ve 2011-2025 yılları için Türkiye net enerji talebi tahmini yapılmıştır.

Ballı (2014), istatistiksel talep tahmini tekniklerinden yapay sinir ağları modeli kullanılarak, hızlı tüketim sektörü olan taze gıda sektöründe, şarküteri grubu ürünlerine ait talep tahmini yapılmıştır. Analiz sonucunda ölçülen hata oranlarına sonucuna göre modelin yaptığı tahminlerin güvenilir ve tutarlı olduğu gözlemlenmiştir. Yapay sinir ağları yöntemleri dışında son dönem tahmini, basit ortalama, hareketli ortalama ve üssel düzeltme yöntemleri ile talep tahmini yapılmış ve yöntemler karşılaştırılmıştır.

Akgüngör ve Doğan (2010), regresyon analizi, yapay sinir ağları ve genetik algoritma(GA) yöntemleri kullanılarak İzmir ili için trafik kaza tahmin modelleri geliştirilmiştir. Yapılan tahmin sonuçlarında oluşturulan modellerin sonuçlarının doğruluğunu ölçmek için ortalama mutlak yüzde hata (OMYH), ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karesel hataların karakökü (OKHK) ölçütleri içinde değerlendirilmiştir. Genetik algoritma modelinin en iyi performansa sahip olduğu görülmüştür.

Kılıç (2015), Pamukkale Üniversitesinde bulunan idari, ekonomik ve hizmet alanı şeklinde çalışıp yemekhaneyi kullanan personellerin verileri kullanarak yapay sinir ağı modeli kurulmuş olup Pamukkale Üniversitesi Pusula bilgi sisteminden alınan veriler ile yemekhane de yapılan yemek miktarını etkileyebileceği düşünülen kriterler ortaya çıkarılmıştır. Veri seti ilk olarak SPSS programında analiz edilerek veriler arasındaki ilişkiler test edilmiştir. Daha sonra veriler eğitim kümesi ve test kümesi olarak iki gruba ayrılmıştır. Eğitim verileri doğrusal regresyon, YSA modellerinden Çok Katmanlı YSA ve Radyal Tabanlı Fonksiyon YSA ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Yapılan analizler sonucunda YSA modelinin daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Sarı (2016), motor yataklarının satış talep tahmini yapılmıştır. Satış verileri ve satışları etkileyen faktörler belirlenerek yapay sinir ağları modeli kurulmuştur. Aynı zamanda tahmin performansının ölçülmesi amacıyla çoklu regresyon yöntemi, hareketli ortalama yöntemi, üssel düzeltme yöntemleri ile da tahminler yapılmış ve yapay sinir ağları ile karşılaştırılarak yapay sinir ağları modelinin daha başarılı olduğu görülmüştür.

Yapay sinir ağları ve regresyon analizinin yapıldığı çalışmaların yanı sıra konut satışları ile ilgili yapılan çalışmalar da ele alınmıştır.

Öztürk ve Fitöz (2009), konut arz ve taleplerini etkileyen değişkenler regresyon analizi ile belirlenmiştir. Konut talebi bağımlı değişken kişi başına milli gelir, konut fiyatları, faiz oranları ve demografik değişkenlerde bağımsız değişken olarak ele alınmıştır. Burada konut talebi ile kişi başına mili gelir, konut fiyatları ve faiz oranları arasında pozitif yönlü, demografik değişkenler arasında ise negatif yönlü bir ilişki bulunmuştur. Konut arzını etkileyen değişkenlerde kişi başına milli gelir, konut fiyatları ve M2 (para arzı) parasal büyüklüğüdür. Konut arzı ile kişi başına milli gelir, konut fiyatları ve M2 parasal büyüklüğü arasında pozitif yönlü bir ilişki bulunmuştur.

Abar ve Karaaslan (2013), bu çalışmada Atatürk Üniversitesi personellerinden konut talep eden kişilerin özellikleri ile talep edilen konutun özellikleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Bunun için 1959 Atatürk Üniversitesi personeline anket uygulanmıştır. Veriler çoklu uyum analizi tekniği ile analiz edilmiştir. Verilerin analizi sonucunda konutun

özellikleri ve personelin tercih ettiği il, konut tipi, konut genişliği, oda sayısı ve personele ait özellikler olan yaş, görev, gelir, lojmanda oturma durumu, ödemek istediği taksit ve peşinat tutarları değişkenleri arasında ilişkiler gözlemlenmiştir.

Çakır (2014), hane halkının sosyo-demografik ve ekonomik özelliklerine göre yaşadığı konutlarının incelenmesi ve geleceğe yönelik konut talebinin belirleyicileri ortaya konulmuştur. Bunun için 400 hane halkı ile gerçekleştirilen anketler ile veriler elde edilmiştir. Bu çalışmanın sonucunda hanelerin sosyo-demografik ve ekonomik özelliklerinin yanı sıra konut talebinde ailedeki kişi sayısı, çocuk sayısı, gelir dağılımı, eğitim ve kültür seviyesi gibi faktörler bireylerin konut talebini etkilediği görülmektedir.

Lebe ve Akbaş (2014), konut talebi yapılan bu araştırmada, 1970-2011 yılları arasındaki kişi başı gelir, konut faizi, faiz oranı, sanayileşme, tarım sektöründe istihdam ve medeni durum verileri kullanılarak eşbütünleşme ve vektör hata düzeltme modeli ile analiz edilmiştir. Analiz sonucunda medeni durum, kişi başı gelir ve sanayileşme konut talebini pozitif yönde etkilerken, konut fiyatları, faiz ve tarım sektöründe istihdam negatif olarak etkilemektedir. Bu değişkenler arasında konut talebini en fazla etkileyen değişken ise kişi başı gelir olarak tespit edilmiştir.

Aktürk ve Tekman (2016), bu çalışmada Erzurum ili merkezinde ikamet eden tüketicilerin konut taleplerini etkileyen faktörler belirlenmiştir. Bu çalışma için anket hazırlanarak 640 kişiye bu anketler uygulanmıştır. Araştırma için istatistiksel uygulamalar yapılmıştır. Sonuç olarak bireylerin konut satın almaların da fiyat, müteahhit firmaların güvenirliği, konutun güvenlikli sitede olması, büyüklüğü, kullanılan malzemenin kalitesi, merkeze yakınlığı, sağlamlığı ve ferah olması gibi faktörlerin önemli olduğu tespit edilmiştir.

Uysal ve Yiğit (2016), bu çalışmada 1970-2015 yılları arası veri kabul edilerek konut talebini etkileyen faktörler araştırılmıştır. Konut talebini etkileyen faktörler olarak kişi başına milli gelir, fiyatlar, kentleşme hızı, faiz ve M2 parasal büyüklüğü kullanılmıştır. İlk olarak değişkenlerin birinci dereceden farkı alınmış daha sonra da Johensen ve Johensen-Juselius eş bütünleşme testi yapılmıştır. Bu test sonucunda en az iki eşbütünleşik denklem olduğu görülmüştür. Kısa ve uzun dönemli ilişkiye bakılması için de VECM modeli kullanılmıştır. Bu modele göre de konut birim fiyatları, kentleşme hızı, faiz oranları ile konut talebi arasında pozitif yönlü, M2 parasal büyüklüğü ve fiyat göstergesi olarak kullanılan TÜFE ile negatif yönlü bir ilişki bulunmuştur. Kukla değişkeni olarak kullanılan 1994, 1998, 2001, 2009 krizleri ile arasında negatif ilişki bulunmuştur. Konut talebinin belirleyicileri arasında en fazla etkiye sahip olan gelir değişkeni olarak tespit edilmiştir.

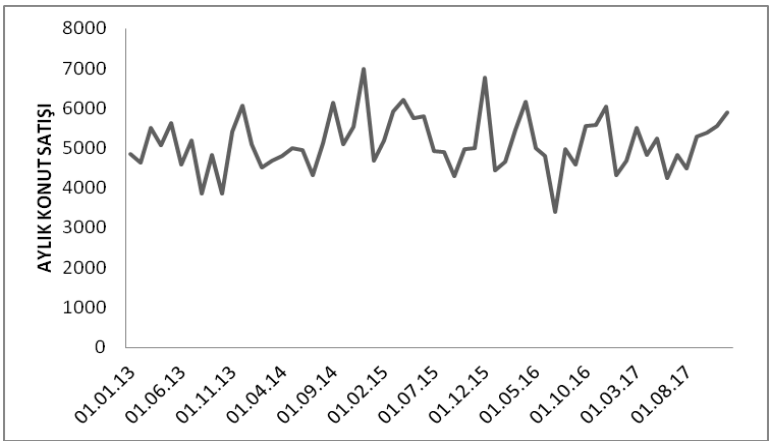
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
ANTALYA İLİ AYLIK KONUT SATIŞLARININ ÇOKLU DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TAHMİNİ

3.1. Uygulama

Bu çalışmada Antalya ili için konut satışlarını etkileyen faktörler belirlenerek, YSA ve çoklu doğrusal regresyon modeli ile talep tahmini yapılmıştır. İlk olarak konut satışlarının etkileyen faktörler konut değeri, konut kredileri, konut kredi faizleri, inşaat güven endeksi, TÜFE, nüfus, GSYH, konut fiyat endeksleri, döviz ve demografik değişkenler olan ailedeki kişi sayısı, işsizlik, istihdam olarak seçilmiştir. Ancak bu değişkenlerin konut talebine etkisi olmasına rağmen bazı değişkenlerin gözlem değerleri olmadığı için kullanılmamıştır. Ele alının değişkenlere ait 01.2013-12.2017 dönemlerine ait aylık gözlemler kullanılmıştır. Geliştirilen modellerin eğitimi için 2013-2016 yıllarına ait gözlemler, test için ise 01.2017-12.2017 yılına ait değerler kullanılmıştır. Sonraki aşamada yapılan ÇDRM analizinin varsayımlarını sağlaması için TÜFE, konut fiyat endeksleri, döviz ve demografik değişkenleri de modelden çıkarılmıştır. Bağımlı değişken aylık konut satışları olarak belirlenmiş, bağımsız değişkenler; konut değerleri, konut kredileri, konut kredi faizleri ve inşaat güven endeksi olarak belirlenerek tahmin edilmiştir. Birebir karşılaştırma olması için ÇDRM ile YSA analizinde aynı değişkenler kullanılmıştır. Çoklu doğrusal regresyon modeli analizi için E-views 7, yapay sinir ağlarının analizi için Matlab programı kullanılmıştır.

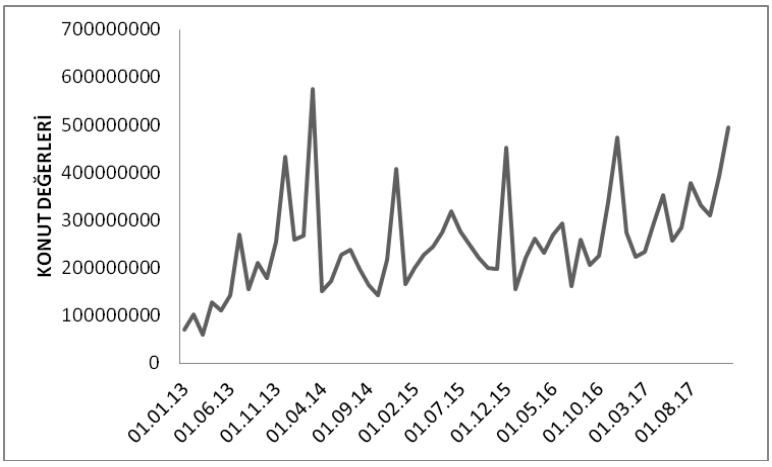
3.1.1. Talep Tahmini İçin Kullanılacak Değişkenler

Aylık Konut Satışları: Türkiye genelinde şehirleşmenin artması ve göç gibi nedenlerden dolayı kişiler barınma ihtiyacını karşılamak amacıyla konut satın almaktadır veya kira da oturarak bu ihtiyacını karşılamaktadır. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından aylık olarak tüm illere ait konut satışlarını hesaplanmaktadır. Bu çalışmada Antalya ilinin 01.2013-12.2017 yılları arasındaki aylık konut satışları ele alınmaktadır.



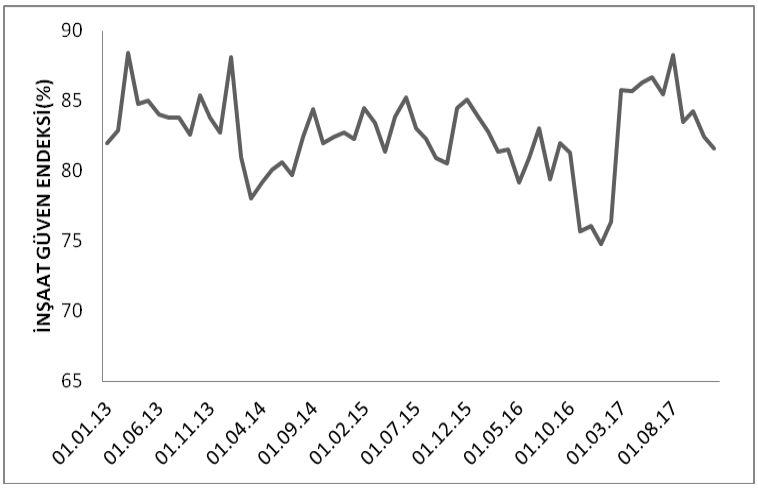
Şekil 3.1 01.2013-12.2017 Aylık Konut Satışı

Konut Değerleri: Antalya genelinde satışa konu olan konutların değerleri 01.2013-12.2017 yılları arasında aylık olarak ele alınmıştır. Veri Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından yayınlanmaktadır



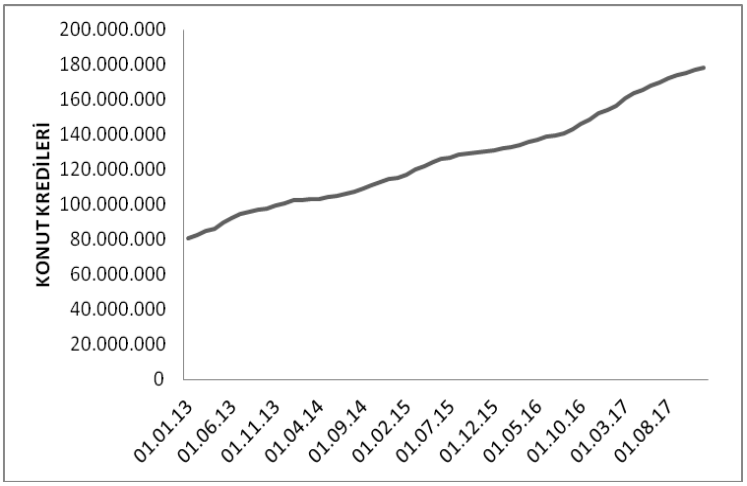
Şekil 3.2 01.2013-12.2017 Aylık Konut Değerleri

İnşaat Güven Endeksi: Sektörel güven endeksleri arasında yer alan inşaat güven endeksi, konut fiyatlarının ve konut sayılarının zaman içindeki değişimlerini ölçmek için hesaplanmaktadır. Endeks değerleri Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından aylık olarak hesaplanmaktadır. Şekil 3.4'de 01.2013-12.2017 yılları arasındaki inşaat güven endeksini göstermektedir.



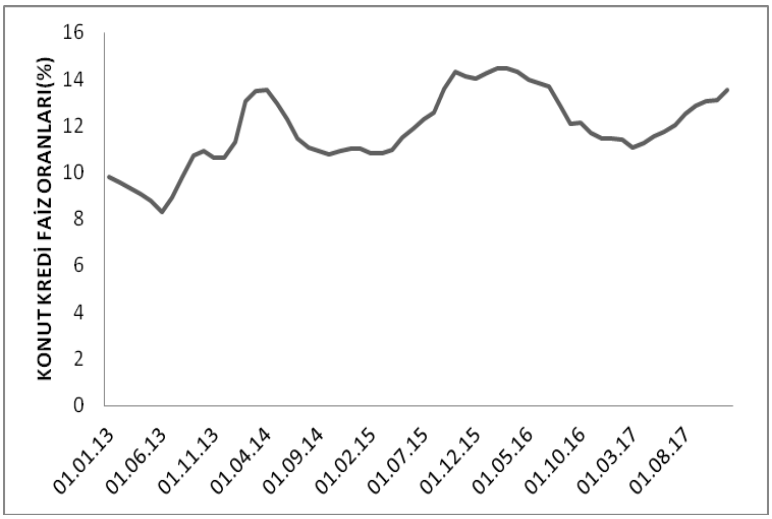
Şekil 3.4 01. 2013-12.2017 Aylık İnşaat Güven Endeksi

Konut Kredileri: Satışa konu olan konutun teminat olarak gösterilmesi koşuluyla bankaların verdiği bir kredi türüdür. Alınan kredilerin vadeleri genel olarak 5-30 yıl olarak değişmektedir. Merkez Bankası tarafından yayınlanmaktadır. Şekil 3.5'de 01.2013-12.2017 yılları arasında konut alacak kişilere verilen toplam konut kredileri verileri aylık olarak gösterilmektedir.



Şekil 3.5 01.2013-12.2017 Aylık Konut Kredileri

Konut Kredi Faiz Oranı: Satışa konu olan konutların, konut kredisi ile alınması sonucunda TL üzerinden açılan krediye uygulanan ağırlıklı ortalama faiz oranları verileri kullanılmıştır. Merkez Bankası tarafından hesaplanmaktadır. Şekil 3.6'da konut kredi faiz oranları aylık olarak gösterilmektedir.



Şekil 3.6 01.2013-12.2017 Aylık Konut Kredi Faiz Oranları

3.1.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi En Küçük Kareler Yöntemi Varsayımları

Yapılan analizler sonucunda elde edilen modelin güvenilir ve kullanılabilir olması için en küçük kareler yöntemi varsayımlarını yerine getirmesi gerekmektedir. Bu varsayımlar ana kütle hata terimi ve bağımsız değişken ile ilgili olan varsayımlardır.

Bu varsayımlar;

- Çoklu doğrusal bağlılık varsayımı
- Değişen varyans varsayımı
- Normal dağılım varsayımı
- Otokorelasyon varsayımı

- **Çoklu Doğrusal Bağlılık**

Çoklu doğrusal bağlılık varsayımında bağımsız değişkenler arasında ilişki olup olmadığına bakılmaktadır Modellerin analizini yapılmasında çoklu doğrusal bağlılık varsayımına VIF analizi yapılarak test edilmektedir. VIF analizi sonucunda çıkan değerlerin 10'dan küçük olması beklenmektedir. 10'dan büyük olması durumunda bağımsız değişkenler arasında ilişki olduğundan şüphelenilmesi gerekilmelidir. Yapılan VIF analizi sonucunda en büyük değer 6,86 olarak bulunmuştur. Bu da kurulan modelde bağımsız değişkenler arasında ilişki olmadığını göstermektedir.

- **Değişen Varyans**

Değişen varyans varsayımı hata terimlerinin varyanslarının farklı olup olmadığı varsayımıdır. Bu teoriye göre bağımsız değişkenlerin varyanslarının farlılık göstermesi sonucunda hata teriminin de bu değişime ayak uydurması sonucunda farklı varyansa sahip

olmasıdır. Elde edilen regresyon analizi ile değişen varyans varsayımını analiz etmek için Breusch-Pagan-Godfrey testi yapılmıştır. Modelin hipotezi;

H_0= Hata terimleri eşit varyanslıdır.

H_a=Hata terimleri değişen varyanslıdır.

Test sonucunda p=0,86>0,05 olarak hesaplanmıştır. Buna göre yokluk hipotezi kabul edilmektedir. Yani kurulan model için hata terimleri eşit varyanslıdır.

- **Normal Dağılım**

Normal dağılım varsayımı yapılan regresyon analizine ait modelin hata terimine göre uygulanmaktadır. Bu nedenle hata terimi normal dağılıma sahip olmalıdır. Normal dağılımın hipotezi;

H_0= Hata terimleri normal dağılıma sahiptir.

H_a= Hata terimi normal dağılıma sahip değildir.

Jarque Bera normal dağılım analizine göre p= 0,89 > 0,05 olduğundan yokluk hipotezi reddedilemez. Yani hata terimleri normal dağılıma sahiptir.

- **Otokorelasyon**

Otokorelasyon yani hata terimlerinin önceki dönemler ile arasında ilişki olup olamadığı varsayımıdır. Bu varsayıma göre otokorelasyon analizi için Breusch- Godfrey testi yapılmıştır. Bu testin hipotezi;

H_0= Otokorelasyon yoktur.

H_a= Otokorelasyon vardır.

Yapılan Breusch- Godfrey analizi sonucunda p= 0,60>0,05 olduğundan yokluk hipotezi kabul edilmektedir. Yani analiz edilen model de otokorelasyon sorunu yoktur.

3.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Antalya ili için 01.2013-12.2017 yılları arasında aylık konut satışını etkileyen bağımsız değişkenler aşağıdaki gibi tanımlanmıştır. Analiz için 2013-2016 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmıştır. Model E-views 7 programı ile analiz edilerek yorumlanmıştır.

Y:Aylık Konut Satışı

X_1: Konut Değerleri

X_2: İnşaat Güven Endeksi

X_3: Konut Kredileri

X_4: Konut Kredi Faizleri

Regresyon analizi sonuçları Tablo 3.1'de verilmiştir.

Tablo 3.1 Regresyon Analizi Sonuçları

Bağımlı Değişken: Aylık Konut Satışı(Y)	**Katsayı**	**St. Hata**	**t ist.**	**p**
Konut Değerleri (X_1)	0,0000035	0,00	4,61	0,00*
İnşaat Güven Endeksi (X_2)	51,242	2,36	21,65	0,00*
***(d)Konut Kredileri (X_3)	0,000976	0,00	4,35	0,00*
***(d)Konut Kredileri Faizi (X_4)	-292,6102	153,3871	4,61	0,06**
Mak, VIF= 6,43				
Kalıntılar için Breusch-Pagan-Godfrey değişen varyans testi p=0,86> 0,05				
Kalıntılar için Jarque- Bera normallik testi p= 0,89 > 0,05				
Kalıntılar için Breusch- Godfrey otokorelasyon testi p= 0,60 >0,05				
*0,05 düzeyinde anlamlı.				
0,10 düzeyinde anlamlı. * 1. derecede durağan olan değişkenler.				

Elde edilen model:

$$Y= 0{,}0000035*X_1 + 51{,}242*X_2 + 0{,}000976*X_3 - 292{,}6102*X_4$$

Model oluşturulurken elde edilen değişkenlerin zaman serisi olmasından dolayı durağan olmayan değişkenler birim kök testi ile durağanlaştırılarak modele dahil edilmiştir. Durağan olmayan değişkenler konut kredileri ve konut kredi faizleri olarak belirlemiştir. Bu değişkenler 1. derecede durağan olup modele durağan şekilde dahil edilmiştir. R^2=0,50 olarak bulunmuştur. Yani konut değerleri, inşaat güven endeksi, konut kredileri ve konut kredi faizi, aylık konut satışlarının % 50'sini açıklamaktadır. Sabit katsayı anlamsız olduğu için modele dahil edilmemiştir.

$H_0= \beta_1=0$

$H_a= \beta_1\neq0$

Konut değerleri (X_1) değişkenine bakıldığında p=0,00<0,05 olduğundan yokluk hipotezi reddedilecektir. Yani konut değerlerinin aylık konut satışı üzerinde anlamlı bir etkisi vardır. Konut değerleri ve aylık konut satışları arasında aynı yönde ilişki olup konut değerlerinde meydana gelecek bir birimlik artış aylık konut satışlarını 0,0000035 birim kadar artışa neden olacaktır. Genel olarak bakıldığında konut fiyatlarının artması konut satışlarının ters yönde etkilemesi beklenmektedir. Ancak modele bakıldığında aynı yönde etkilediği

görülmektedir. Bu da tüketicilerin konut fiyatlarının gelecek dönem de artması yönünde beklentilerini arttırmasından dolayı konut sahibi olmayı ertelemek istemediklerini göstermektedir ve yatırım amaçlı alınan konutların o anki fiyatıyla alıp daha sonra satışını yapmak istediklerinden kaynaklı olabilmektedir. Genel olarak bakıldığında konut değerlerinin konut satışları üzerinde diğer değişkenlere göre daha az bir etkisi bulunmaktadır. Bunun nedeni de çoğu bireyin bankalarca verilen konut kredilerini kullanarak ev sahibi olmasıdır.

$H_0= \beta_2=0$

$H_a= \beta_2\neq0$

İnşaat güven endeksi (X_2) değişkenine bakıldığında p=0,00<0,05 olduğundan yokluk hipotezi reddedilecektir. Yani inşaat güven endeksinin aylık konut satışları üzerinde anlamlı bir etkisi vardır. İnşaat güven endeksi ile aylık konut satışı arasında aynı yönde bir ilişki olup inşaat güven endeksindeki bir birimlik atış aylık konut satışlarında 51,242 birim kadar artış meydana getirmektedir. Tüketicilerin sektörel gelişim olarak ele aldıkları değişimlerin gözlemlenmesi sonucunda inşaat sektörüne olan ekonomik güvenin artması sonucunda konut satışının artması durumunu göstermektedir.

$H_0= \beta_3=0$

$H_a= \beta_3\neq0$

Konut kredileri (X_3) değişkenine bakıldığında p=0,0001<0,05 olduğundan yokluk hipotezi reddedilecektir. Yani konut kredilerinin aylık konut satışları üzerinde anlamlı bir etkisi vardır. Konut kredileri ile aylık konut satışı arasında aynı yönde ilişki bulunmaktadır. Yani konut kredilerindeki bir birimlik artış aylık konut satışını 0,000976 birim kadar artışa neden olmaktadır. Bireylerin konut alırken toplu olarak para birikimlerinin olmaması durumunda bankalarca verilen konut kredilerine olan taleplerin artmasıdır. Günümüzde birçok banka çeşitli krediler ve çeşitli ödeme şekilleri ile bireylerin ihtiyaçlarını karşılamaktadır. Bireylerin istek ve taleplerine uygun konutları bulması durumunda konutu alabilmek için konut kredilerine başvurmaktadır ve böylece konut satışları da artmaktadır.

$H_0= \beta_4=0$

$H_a= \beta_4\neq0$

Konut kredileri faizi (X_4) değişkenine bakıldığında ise p=0,06>0,05 olduğundan yokluk ipotezi kabul edilecektir. Yani konut kredi faizlerinin aylık konut satışları üzerinde anlamlı bir etkisi yoktur. Ancak 0,10 anlamlılık düzeyinde bütün bağımsız değişkenlerin aylık konut satışı üzerinde anlamlı bir etkisi bulunmaktadır. Konut kredileri faizi ile aylık konut satışları arasında ise zıt yönlü bir ilişki vardır. Yani konut kredi faizlerinde meydana gelen bir birimlik artışta aylık konut satışlarında -292,6102 birimlik azalış meydana gelecektir.

Bankalar tarafından verilen konut kredilerine uygulanan faizlerin yüksek değerlerinden dolayı bireylerin bu faizleri ödemekten kaçınması durumunda aylık konut satışlarının olumsuz etkilemektedir. Bankalarca verilen krediler evin özelliklerine göre belirlenen fiyatına karşılık faizlerin günümüzde alınan kredilerden daha fazla olması göz önünde bulundurulursa bireylerin konut talebini olumsuz etkilemektedir.

Genel olarak bakıldığında aylık konut satışları üzerinde en yüksek etkiye sahip olan değişken inşaat güven endeksi olup sırasıyla konut kredileri, konut kredi faizi ve konut değerleri olarak sıralanmaktadır.

3.2.1.Çoklu Doğrusal Regresyon İle Talep Tahmini

Yapılan regresyon analizi sonucunda model aşağıdaki gibidir;

$$Y = 0{,}0000035 * X_1 + 51{,}242 * X_2 + 0{,}000976 * X_3 - 292{,}6102 * X_4$$

Bu modele göre tahmin yapılacak 01.2017-12.2017 ayları arasındaki konut değerleri, inşaat güven endeksi, konut kredileri ve konut kredi faizlerinin değerleri modelde yazılarak tahmini aylık konut satışları elde edilmiştir. Tablo 3.2.'de 01.2017-12.2017 aylık gerçek değerler ve regresyon analizi ile tahmin edilen konut satış değerleri karşılaştırılarak hata oranları bulunmuştur.

Tablo 3.2 Çoklu Doğrusal Regresyon Modeli Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması

TARİH	GERÇEK DEĞERLER	REGRESYON TAHMİNLERİ	MUTLAK HATA ORANI(%)
01.2017	4324	4798	10,96
02.2017	4673	4803	2,78
03.2017	5516	5800	5,15
04.2017	4818	5579	15,79
05.2017	5243	5624	7,27
06.2017	4253	5362	26,08
07.2017	4827	5373	11,31
08.2017	4475	5822	30,10
09.2017	5293	5469	3,33
10.2017	5394	5431	0,69
11.2017	5563	5664	1,82
12.2017	5894	5865	0,49
OMYH			%9

Gerçek değerler ile tahmin değerleri arasındaki fark hatadır. Hata oranlarının işaretinin pozitif olması tahmin edilen talebin gerçek değerden yüksek olması, negatif işaretli olması ise tahmin edilen talebin gerçek değerden düşük olması demektir. Yapılacak karşılaştırmada hata düzeylerini ölçmek için hata oranlarının yaygın olarak kullanılan ortalama mutlak yüzde hata oranı hesaplanmıştır. Bu verilere Tablo 3.2'de OMYH %9 olarak hesaplanmıştır. Hata oranının yüksek olmasının nedeni modele eklenmemiş değişkenlerin olmasıdır.

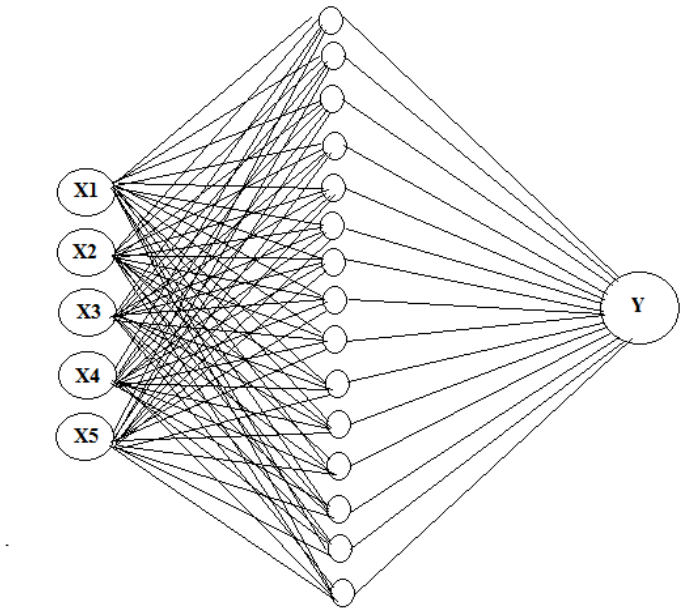
3.3. Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini

Antalya ili için aylık konut satışlarının tahmini yapay sinir ağları ile yapılmaktadır. Bunun için ilk olarak aylık konut satışlarının etkileyen faktörler araştırılmıştır. Yapılan bu tahmin için aylık konut satışları regresyon analizi için bağımlı değişken iken yapay sinir ağı modeli için çıktı değişkeni olarak ele alınmıştır. Aynı zamanda regresyon modeli için bağımsız değişken olan konut değerleri, inşaat güven endeksi, konut kredileri ve konut kredi faizleri ise yapay sinir ağlarında girdi değişkeni olarak ele alınmıştır.

Oluşturulacak YSA(Çok katmanlı İleri yönlü ve geri beslemeli) modelinde üç ana katman vardır. Bunlar girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanıdır. Çalışmada Matlab programının "NN Toolbox" yapay sinir ağı alt programı kullanılmıştır. Girdi değişkenleri olarak ele alınan konut değeri, inşaat güven endeksi, konut kredileri, konut kredi faizleri olarak toplam beş nöron ve çıktı değişkeni için bir nöron kullanılmıştır. Veriler rastgele iki bölüme ayrılmış ve toplam verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test verisi olarak kullanılmıştır. Öncelikle hem girdi hem de çıktı verilerine normalizasyon yapılarak [0,1] aralığına dönüştürülmüştür. Gizli katmandaki optimum nöron sayısını bulmak için eğitim süreci gizli katmanda 5 nöron ağı ile başlatılarak ağ 10 kez çalıştırılmıştır. Daha sonra eğitim süresi için gizli katmanda 10, 15, 20 nöron ağları için tekrarlanmıştır.

Yapay sinir ağlarında etkinleştirme fonksiyonu olarak 3 alternatif kullanılmaktadır: tansing, purelin ve logsing. En iyi ağ yapısını bulmak için çeşitli denemeler yapılmıştır. Bu denemelerde giriş katmanı–gizli katman ve gizli katman–çıktı katmanı arasındaki etkinleştirme fonksiyonları için her 3 fonksiyonun mümkün olan bütün kombinasyonları denenmiştir. Bu süreç gizli katman için seçilen 5, 10, 15 ve 20 nöron değerleri için tekrar edilmiş ve toplam 36 farklı ağ yapısı tespit edilmiştir. 36 kombinasyondan her biri için 10 deneme yapılarak, hata değerleri kontrol edilmiştir. Örneğin tansing 5 logsin olası mimarisi; tansig aktivasyon fonksiyonu–gizli katmanda 5 nöron–logsig aktivasyon fonksiyonu anlamına gelmektedir.

YSA'da en iyi ağ yapısı seçilen performans ölçütüne göre seçilmektedir. Bu çalışmada performans ölçüsü olarak OHK seçilmiştir. En iyi ağın seçilmesi OHK'nin değerine bağlıdır. Seçilen şebekede OHK 0,0076'dur. OHK değerine göre en iyi ağın, giriş katmanında 5 nöron, gizli katmanında 15 nöron ve çıktı katmanında da 1 nöron vardır. Gizli katmanı ve çıktı katmanı için logsing-logsing fonksiyonları sırasıyla kullanılmıştır.



Şekil 3.7 YSA Analizi Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli

Aşağıdaki Tablo 3.3'te Matlab programı ile eğitilmiş YSA modelinin aylık konut satışlarının gerçek değeri ve YSA ile tahmin edilen değerleri karşılaştırılmış ve hata oranları verilmiştir.

Tablo 3.3 Yapay Sinir Ağları Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması

TARİH	GERÇEK DEĞERLER	YAPAY SİNİR AĞLARI TAHMİNİ	MUTLAK HATA ORANI (%)
01.2017	4324	4352	0,64
02.2017	4673	4673	0,08
03.2017	5516	5623	1,93
04.2017	4818	4903	1,76
05.2017	5243	5258	0,28
06.2017	4253	4234	0,44
07.2017	4827	4819	0,16
08.2017	4475	4527	1,16
09.2017	5293	5345	0,98
10. 2017	5394	5358	0,66
11. 2017	5563	5539	0,74
12. 2017	5894	5872	0,37
OMYH			%1

Tablo 3.3'te görüleceği üzere YSA modeli ile yapılan analiz sonuçlarının gerçek değerlere yakın tahminler elde edildiği görülmektedir. Yapılan bu tahmin sonucunda OMYH %1 olarak hesaplanmıştır.

3.4. Tahmin Analizlerinin Karşılaştırılması

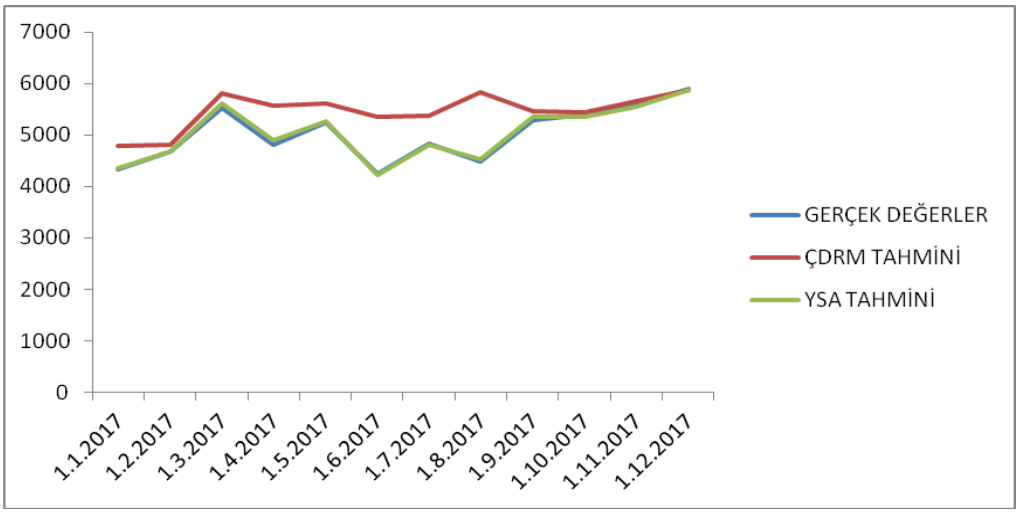
Yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon analizi ile yapılan tahmin sonuçları Tablo 3.4'te karşılaştırılmıştır. Burada her bir test verisinin geçekleşen değerleri ve tahmini değerleri karşılaştırılmıştır. Aynı zamanda her bir test verisi için hata oranları da karşılaştırılmıştır.

Yapay sinir ağları ile regresyon analizinin arasında istatistiksel olarak çok fark bulunmamaktadır. Ancak yapay sinir ağları regresyon analizine göre daha üstündür. Çünkü regresyon analizinde ekonometrik tahmin yöntemlerinde birtakım varsayım bulunmaktadır. Bu varsayımlar bağımsız değişkenler arasında ilişkinin olmaması, hata teriminin sabit varyanslı, normal dağılımlı olması ve önceki dönemleri arasında ilişkili olmaması varsayımlarıdır. YSA analizinin ise varsayımlara ihtiyacı yoktur. Ağ kendini eğitmektedir. Regresyon analizinde değişkenler arasındaki ilişkinin matematiksel biçimi belirlenir ve duruma göre bir matematiksel kalıp seçilir. Değişkenler bu kalıba göre analiz edilir. YSA analizinde ise matematiksel olarak modellenmesi mümkün olmayan değişkeleri bile kolayca modelleyip analiz edebilmektedir.

Tablo 3.4 YSA Tahmin Modeli, ÇDR Modeli Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması

TARİH	GERÇEK DEĞERLER	ÇDRM TAHMİN	ÇDRM MUTLAK TAHMİN HATA(%)	YSA TAHMİN	YSA MUTLAK TAHMİN HATA(%)
01.2017	4324	4798	10,96	4352	0,64
02.2017	4673	4803	2,78	4673	0,08
03.2017	5516	5800	5,15	5623	1,93
04.2017	4818	5579	15,79	4903	1,76
05.2017	5243	5624	7,27	5258	0,28
06.2017	4253	5362	26,08	4234	0,44
07.2017	4827	5373	11,31	4819	0,16
08.2017	4475	5822	30,10	4527	1,16
09.2017	5293	5469	3,33	5345	0,98
10.2017	5394	5431	0,69	5358	0,66
11.2017	5563	5664	1,82	5539	0,74
12.2017	5894	5865	0,49	5872	0,37
		OMYH	%9	OMYH	%1

Tablo 3.4'te görüldüğü gibi YSA'nın tahmin hatası ÇDRM'ye göre daha düşük değerler sahiptir. YSA tahmini ve regresyon tahmininin ortalama mutlak yüzde hata oranları sırasıyla %1 ile %9 olarak bulunmuştur. YSA, ÇDRM'nin ve gerçek değerlerin arasındaki ilişki Şekil 3.8'de daha iyi gözlemlenmektedir.



Şekil 3.8 YSA Tahmin Modeli, ÇDRM Tahmini ile Gerçek Değerlerin Karşılaştırılması

Şekil 3.8'de görüldüğü gibi YSA ile tahmin edilen değerlerin birbirine örtüşen yapıda olduğu ve sapmaların aşırılık göstermediği görülmektedir. ÇDR modeli ise genel olarak trendi yakaladığı gözlemlenmiş ancak gerçek ve tahmin değerleri arasındaki fark oldukça yüksektir. Yapılan karşılaştırmalar ve analizler sonucunda kurulan YSA modelinin ÇDRM'ne göre daha başarılı sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Bunun nedeni ise ÇDRM'nin varsayımları olması ve bu varsayımları sağlayabilmesi için modele etki eden değişkenlerin dahil edilememesi, YSA analizinde ise herhangi bir varsayımın olmaması ve kendini eğiterek sonuçlar elde edilebilmesidir.

SONUÇ

İnşaat sektörü ekonomik kalkınma da toplumsal refahı arttırmada ve katma değer yaratmada çok büyük bir role sahiptir ve son zamanlarda Türkiye inşaata dayalı olarak büyümektedir. Bu çalışmada son zamanlarda gelişmekte olan konut sektörünün Antalya ili için tahmin analizi yapılmıştır. İlk olarak klasik yöntem olan regresyon analizi ile tahmin yapılmıştır.

Tahmin için son zamanlarda çoğunlukla kullanılan ve gelişen yöntem olan yapay sinir ağı ile tahmin yapılmıştır. İlk olarak konut talebini etkileyen değişkenler bulunmuştur ve uygun olmayan değişkenler modelden çıkarılmıştır. Regresyon analizinin yapılabilmesi ve doğru sonuçlar elde etmek için değişen varyans, çoklu doğrusal bağlılık, otokorelasyon ve normal dağılım varsayımlarına uygun model elde edebilmek için bulunan değişkenler deneme yanılma ile modelden çıkarılmıştır. Son olarak bu varsayımlara uygun değişkenler konut değerleri, konut kredileri, konut kredi faizleri ve inşaat güven endeksi olarak model analiz edilmiştir. Değişkenlerin 01.2013-12.2017 yılları arasındaki gözlem değerleri ele alınmıştır. Bu gözlem değerlerinin 2013-2016 yılları arasındaki veriler ile analiz yapılmış ve 01.2017-12.2017 ayları arasındaki veriler ile de analiz test edilmiştir. Yapılan analizi sonucunda model %90 güven düzeyinde anlamlı olarak bulunmuştur ve bağımsız değişkenler bağımlı değişkenin %50'sini açıklamaktadır. Genel olarak bakıldığında aylık konut satışları üzerinde en yüksek etkiye sahip olan değişken inşaat güven endeksi olup sırasıyla konut kredileri, konut değerleri ve konut kredi faizi olarak sıralanmaktadır. İnşaat güven endeksinin model üzerinde anlamlı ve aynı yönde etkisi bulunmaktadır. İnşaat sektörünün gelişmesi tüketicinin ilgisini çekmektedir. İnşaat sektörünün her geçen gün gelişmesi ve konut değerlerinin artmasıyla birlikte tüketiciler gelecek dönemde de aynı etkiye sahip olacağını öngörmekte ve hem yatırım hem de kullanma amaçlı konut talep etmektedir. Tüketicilerin sahip olmak istedikleri konutlar için ellerinde nakit ve toplu para bulunmadığı durumlarda bankalar tarafından verilen kredileri talep etmektedirler. Bankaların çeşitli ödeme şekillerinden yararlanarak kira öder gibi ev sahibi olabilmektedirler. Konutların değerleri de konut satışlarını etkilemektedir. Ancak görüldüğü gibi diğer değişkenlere göre daha az etkilemektedir. Bunun nedeni de yapılan teşvikler ve kampanyalar olarak görülmektedir. Bu kampanyalar ile düşük vadeli ve uzun ödeme seçenekleri, peşinat indirimleri gibi teşviklerin sunulması konut fiyatları artsa da konut satışlarını da güçlendirmektedir. Konut kredi faizi aylık konut satışı üzerinde olumsuz bir etkiye sahiptir. Bunun nedeni ise bankalar tarafından

verilen kredilerin geri ödeme süresine göre üzerine koydukları faizlerdir. Bu faizlerin konutun değerinden daha fazla olması tüketicilerin konut taleplerini olumsuz etkilemektedir. Regresyon analizi ile 2013-2016 yılları aylık verileri ile yapılan analiz sonucunda öngörünün doğruluğu için ayrılan 01.2017-12.2017'nin gözlemleri elde edilmiştir. Bu analiz sonuçları ile gerçek değerler karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda regresyon analizi OMYH %9 olarak bulunmuştur. Hata oranının yüksek olmasının neden ise varsayımları sağlaması için modelden çıkarılan değişkenlerin eksikliği olarak düşünülmektedir.

Yapılacak olan karşılaştırmanın birebir olması için YSA analizinde de aynı değişkenler kullanılmıştır. Çeşitli denemeler sonucu YSA modelinin en iyi ağ yapısı, ağın giriş katmanında 5 nöron, gizli katmanında 15 nöron ve çıktı katmanında da 1 nöron olarak alınmış. Gizli katmanı ve çıktı katmanı için logsing - logsing fonksiyonları sırasıyla belirlenerek kullanılmıştır. Elde edilen model test verileri için çalıştırılmış ve 01.2017-12.2017 aylarına ait tahminler hesaplanmıştır. YSA tahminlerinin gerçek değerlerle yapılan karşılaştırılması sonucunda hata oranı %1 olarak bulunmuştur.

Son olarak yapılan regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizinin sonuçları ve gerçek değerler karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağlarının regresyon analizine göre gerçeğe daha yakın sonuçlar verdiği gözlemlemiştir. Bunun nedeni ise yapay sinir ağlarının kendini eğitebilmesi, eksik ve bozuk gibi verilerle tahmin yapabilmesi.

Yapay sinir ağları ile regresyon arasında farklar bulunmaktadır. Bunlar regresyon analizinin varsayımlar ile modellenebilmesi, matematiksel bir modele uygun olması gibi farklar şeklindedir. Ancak yapay sinir ağlarında varsayımlar bulunmamakta ve modellenemeyen birçok olayı kendini eğiterek sonuçlandırması da diğer analizlere göre kullanımını arttırmaktadır. Yapay sinir ağları ile birçok tahmin analizi yapılabilir. Bu tez için kullanılan verilerin yanı sıra kullanılmayan veriler ile de diğer şehirler veya Türkiye için tahmin yapılabilir. Analiz için kullanılan bağımsız veya girdi değişkenlerinden olan konut kredileri, konut değerleri ve konut kredi faizlerini de etkileyen değişkenler bulunarak her biri için tahmin analizleri de yapılabilir.

KAYNAKÇA

Abar, H. ve Karaaslan, A. (2013). ”Konut Talep Edenlerin Özellikleriyle Talep Edilen Konutun Özellikleri Arasındaki İlişkinin Çoklu Uyum Analizi Yöntemi İle İncelenmesi: Atatürk Üniversitesi Personeli Örneği*”. Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi,* 27(3): 323-339.

Adıyaman, F. (2007). *Talep Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Akgüngör, A. P. ve Doğan, E. (2010). “ Farklı Yöntemler Kullanılarak Geliştirilen Trafik Kaza Tahmin Modelleri ve Analizi*”, International Journal Engineer Research and Development,* 2(1): 16-22.

Akgül, I. (2003). *Geleneksel Zaman Serileri Analizi Yöntemleri*. Der Yayınları, İstanbul.

Aksel, F. (2000). *Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağı Yöntemleri ile Uzun Dönem Yük Tahmini.* Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Aktaş, R., Doğanay, M. ve Yıldız, B. (2003). “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı ile Karşılaştırılması”. *Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Fakültesi Dergisi*, 58(4): 1-24.

Aktürk, E. ve Tekman, N. (2016). ”Konut Talebi ve Erzurum Kent Merkezinde Tüketicilerin Konut Edinme Kararlarını Etkileyen Faktörler*”.Atatürk Üniversitesi İktisadi ve idari Bilimler Dergisi,* 30(2): 423-440.

Al-Saba, T. ve El-Amin, I. (1999). ”Artificial Neural Networks as Applied to Long-Term Demand Forecasting”. *Artificial Intelligence in Engineering,* 13(1): 189-197.

Ballı, M. T. (2014). *Yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini ve Gıda Sektöründe Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Budak, H. ve Erpolat, S. (2012). ” Kredi Riski Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi Karşılaştırılması”. *Online Academic Journal of Information Technology,* 3(9); 23-30.

Çakır, E. (2014). *Konut Yatırımları ve Konut Talebini Belirleyen Faktörler: Ordu İl Merkezi Hanehalkı Araştırması.* Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Ordu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ordu.

Çayıroğlu, İ. (2015). *Yapay Sinir Ağları*. Karabük Üniversitesi, Karabük.

Çelik, B. (2003). " Yapay Zeka". *Türkiye Mühendislik Haberleri, 40-50.*

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

Dikmen, N. (2012). *Ekonometri Temel Kavramlar ve Uygulamalar*. Dora Yayıncılık, İstanbul.

Elmas, Ç. (2007). *Yapay Zeka Uygulamaları.* Seçkin Yayıncılık, İstanbul.

Erili, N. A., Eğrioğlu, E., Yolcu, U., Aladağ, Ç. H. ve Uslu, V. R. (2010). " Türkiye'de Enflasyonun İleri ve Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarının Melez Yaklaşımı ile Öngörüsü ". *Doğuş Üniversitesi Dergisi,* 11(1): 42-55.

Es, H. (2013). *Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Gershenson, C. (2003). *Artificial Neural Networks for Beginners*, Meksika.

Gujarati, D. N. (2010). *Temel Ekonometri*. (Çev. Ü. Şeneses, G. Şeneses), Literatür Yayıncılık, İstanbul.

Gültekin, Ö. (2009). *Bursa İli orta Dönem Elektrik Talep Tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya.

Güriş, S. ve Çağlayan, E. (2010). *Ekonometri Temel Kavramlar*. Der Yayıncılık, İstanbul.

Hamzaçelebi, C. (2011). *Yapay Sinir Ağları*. Ekin Kitapevi, İstanbul.

Hamzaçelebi, C. ve Kutay, F. (2004). "Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini*".Gazi Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19(3): 227-233.

Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Second Edition, Prentice Hall, New Jersey.

Jaimes, F., Farbiaz, J., Alvarez, D. ve Martinez, C. (2005). "Comparison Between Logistic Regression And Neural Networks to Predict Death in Patients With Suspected Sepsis in The Emergency Room*" . Critical Care*, 9(2): 150-156.

Karaali, F. ve Ülengin, F. (2008). " Yapay Sinir Ağları ve Bilişsel Haritalar Kullanılarak İşsizlik Oranı Öngörü Çalışması". *İstanbul Teknik Üniversitesi Dergisi/Mühendislik*, 7(3):15-26.

Karasu, F. (2012). *Petrokimya Sektöründe Talep Tahmininde Yapay Sinir Ağlarınını Kullanılması "Pektim A.Ş. Örneği*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

Karahan, M. (2011). *İstatistiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu ile Ürün Talep Tahmini Uygulaması*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya.

Kaynar, O., Taştan, S. ve Demirkoparan, F. (2011). "Yapay Sinir Ağları İle Doğalgaz Tüketim Tahmini". *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu Özel Sayısı: 463-474.

Kennedy, P. (2006). *Ekonometri Kılavuzu*. (Çev. M. Sarımeşeli, Ş. Açokgöz), Gazi Kitapevi, Ankara.

Kılıç, G. (2015). *Yapay Sinir Ağları ile Yemekhane Günlük Talep Tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.

Kobu, B. (2014). *Üretim Yönetimi*. Yazın Basın Yayın, İstanbul.

Krajewski, L., Pritzman, L. ve Malhotra, M. (2014). *Üretim Yönetimi*. (Çev. S. Birgün), Nobel Yayıncılık, Ankara.

Kumar, P., Herber, M. ve Rao, S. (2014). " Demand Forecasting Using Artificial Neural Network Based on Different Learning Methods: Comrarative Analysis". *International Journal For Research ın Applied Science and Engineering Technology*, 2(4): 364-374.

Lebe, F. ve Akbaş, Y. (2014). *"*Türkiye'nin Konut Talebinin Analizi*". Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 28(1):57-83.

Nabiyev, V. (2010). *Yapay Zeka İnsan-Bilgisayar Etkileşimi*. Seçkin Yayıncılık, Ankara.

Nahmias, S. (2009). *Production and Operations Analysis.*Visual Library. Boston.

Negnevitsky, M. (2002). *Artificial Intelligence*. Pearson Education, Londra.

Nguyen, N. ve Cripps, A. (2001), "Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Networks". *Journal of Real Estate Research*, 3(22): 313-336.

Önder, E. ve Hasgül, Ö. (2009). "Yabancı Ziyaretçi Sayısının Tahmininde Box-Jenkins Modeli, Winters Yöntemi ve Yapay Sinir Ağlarıyla Zaman Serisi Analizi". *Business Economy Instite journal of Management*, 62(1): 62-83.

Özçınar, H. (2006). *KPSS Sonuçlarının Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.

Öztemel, E. (2016). *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Bilim Yayınevi, İstanbul.

Öztürk, N. ve Fitöz, E. (2009). "Türkiye'de Konut Piyasasının Belirleyicileri: Ampirik Bir Uygulama*". Zonguldak Karaelmas Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*. 5(10): 21-46.

Palamutçuoğlu, T. (2014). *Üretim Yönetimi Ders Notları*. Celal Bayar Üniversitesi,Manisa.

Pazarlıoğlu, V. ve Akkaya, Ş. (2000). *Ekonometri I.* Anadolu Matbaacılık, İzmir.

Radzi, M., Muthuveerappan, C., Kamaridun, N. ve Mohammad, I. (2012). " International Journal of Real Estate Studies*"* 7(1): 43-48.

Rai Technology University, (2003). *Advenced Human Resource Management.* Rai Technology University, Bangladesh.

Reid, R. D. Sanders, N. R. (2011). *Operations Management*. Oucbecor World-Versailles, ABD.

Sarı, M. (2016). *Yapay Sinir Ağları ve Bir Otomotiv Firmasında Satış Talep Tahmini Uygulaması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.

Sevüktekin, M. Nargeleçekenler, M. (2010). *Ekonometrik Zaman Serileri Analizi.* Nobel Yayıncılık, İstanbul.

Slack, N., Johnston, R. ve Brandon-Jones, A. (2013), *Orerations Management*. Copyright Licensing Agency, Londra.

Şen, Z. (2004). *Yapay Sinir Ağları İlkeleri*. Su Vakfı Yayınları, İstanbul.

Tarı, R. (2014). *Ekonometri.* Umut Yayınları, Kocaeli.

Tekin, M. (1996). *Üretim Yönetimi*. Arı Yayıncılık, Konya.

Top, A. ve Yılmaz, E. (2009). *Üretim Yönetimi*. Yaprak Yayınları, İstanbul.

Tso, G. ve Yau, K. (2007). "Predicting Electricity Energy Consumption: A Comparison of Regression Analysis, Decision Tree and Neural Networks". *Energy*, 9(32): 1761-1768.

Uysal, D. ve Yiğit, M. (2016). "Türkiye'de Konut Talebinin Belirleyicileri (1970-2015): Ampirik Bir Çalışma*". Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 19(1): 185-209.

Üreten, S. (2006). *Üretim/İşlemler Yönetimi.* Gazi Kitapevi, Ankara.

Yazıcıoğlu, N. (2010). *Yapay Zeka İle Talep Tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Uludağ Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü, Bursa.

Yücesoy, M. (2011). *Temizlik Kağıtları Sektöründe yapay Sinir Ağları ile Talep Tahmini*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Zainun, N., Rahman, A. ve Eftekhari, M. (2010). "Forecasting Low-Cost Housing Demand in Johor Bahru, Malaysia Using Artificial Neural Network(ANN)*". Journal of Mathematics Research*, 2(1): 14-19.

Woddridge, J. M. (2013). *Ekonometriye Giriş Modern Yaklaşım*. (Çev. E. Çağlayan), Nobel Yayıncılık, İstanbul.

İnternet Kaynakları

Yaz, F., "*Çoklu Regresyon Analizinde Varsayımlardan Sapmaların İncelenmesi*" http://www.ekonomianaliz.com/wp-content/uploads/%C3%87OKLU-REGRESYON-ANAL%C4%B0Z%C4%B0NDE-VARSAYIMLARDAN-SAPMALARIN-%C4%B0NCELENMES%C4%B0.pdf. (erişim tarihi: 04.06.2017).

EKLER

EK 1- KONUT KREDİLERİ (X_3) 1. DERECEDEN DURAĞANLIK TESTİ

Null Hypothesis: D(KONUTKREDI) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.069450	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.548208	
	5% level	-2.912631	
	10% level	-2.594027	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(KONUTKREDI,2)
Method: Least Squares
Date: 07/24/18 Time: 06:58
Sample (adjusted): 2013M03 2017M12
Included observations: 58 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(KONUTKREDI(-1))	-0.790908	0.130310	-6.069450	0.0000
C	82840.60	43692.98	1.895971	0.0631

R-squared	0.396800	Mean dependent var	-4186.828
Adjusted R-squared	0.386029	S.D. dependent var	401151.6
S.E. of regression	314327.7	Akaike info criterion	28.18813
Sum squared resid	5.53E+12	Schwarz criterion	28.25918
Log likelihood	-815.4559	Hannan-Quinn criter.	28.21581
F-statistic	36.83823	Durbin-Watson stat	2.036545
Prob(F-statistic)	0.000000		

EK 2- KONUT KREDİ FAİZ ORANI (X_4) 1. DERECEDEN DURAĞANLIK TESTİ

Null Hypothesis: D(KREDIFAIZORANI) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-3.731080	0.0060
Test critical values:	1% level	-3.548208	
	5% level	-2.912631	
	10% level	-2.594027	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(KREDIFAIZORANI,2)
Method: Least Squares
Date: 07/24/18 Time: 06:59
Sample (adjusted): 2013M03 2017M12
Included observations: 58 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(KREDIFAIZORANI(-1))	-0.400164	0.107251	-3.731080	0.0004
C	0.033475	0.050559	0.662094	0.5106

R-squared	0.199096	Mean dependent var	0.010414
Adjusted R-squared	0.184794	S.D. dependent var	0.423264
S.E. of regression	0.382160	Akaike info criterion	0.947917
Sum squared resid	8.178570	Schwarz criterion	1.018967
Log likelihood	-25.48959	Hannan-Quinn criter.	0.975592
F-statistic	13.92096	Durbin-Watson stat	1.649620
Prob(F-statistic)	0.000447		

EK 3- REGRESYON ANALİZİ

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 07/24/18 Time: 06:53
Sample (adjusted): 2013M02 2016M12
Included observations: 47 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	3.50E-06	7.60E-07	4.611784	0.0000
X2	51.24242	2.365935	21.65842	0.0000
X3	0.000976	0.000224	4.358161	0.0001
X4	-292.6102	153.3871	-1.907659	0.0631

R-squared	0.500073	Mean dependent var	5145.809
Adjusted R-squared	0.465195	S.D. dependent var	723.2364
S.E. of regression	528.9055	Akaike info criterion	15.46076
Sum squared resid	12028866	Schwarz criterion	15.61822
Log likelihood	-359.3279	Hannan-Quinn criter.	15.52002
Durbin-Watson stat	1.734427		

EK 4- VIF ANALİZİ

Variance Inflation Factors
Date: 07/24/18 Time: 07:02
Sample: 2013M01 2016M12
Included observations: 47

Variable	Coefficient Variance	Uncentered VIF
X1	5.77E-13	6.433790
X2	5.597648	6.388903
X3	5.01E-08	1.101277
X4	23527.61	1.020673

EK 5- BREUSCH PAGAN GODFREY

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

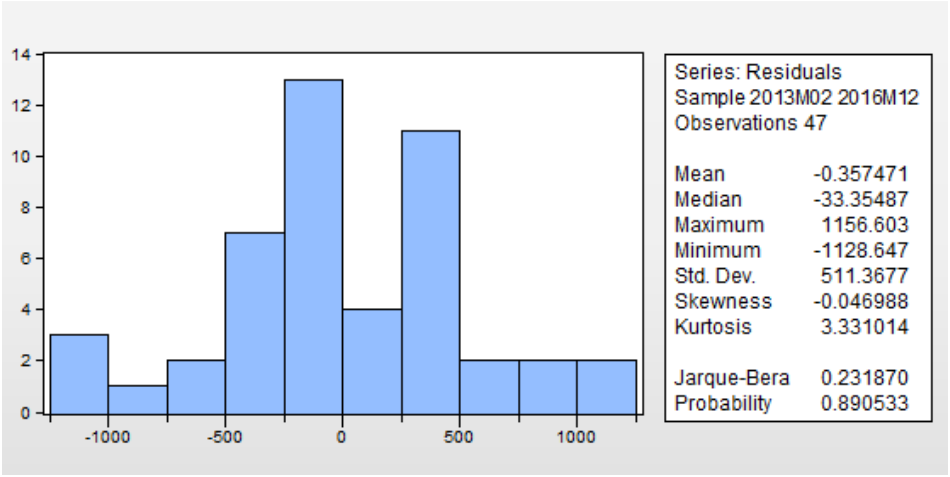
F-statistic	0.297773	Prob. F(4,42)	0.8778
Obs*R-squared	1.296131	Prob. Chi-Square(4)	0.8620
Scaled explained SS	1.264531	Prob. Chi-Square(4)	0.8674

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 07/24/18 Time: 07:02
Sample: 2013M02 2016M12
Included observations: 47

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-347649.6	2341453.	-0.148476	0.8827
X1	0.000690	0.000685	1.007688	0.3194
X2	5311.542	27506.76	0.193099	0.8478
X3	0.021349	0.177438	0.120319	0.9048
X4	-5074.197	122290.2	-0.041493	0.9671

R-squared	0.027577	Mean dependent var	255933.3
Adjusted R-squared	-0.065034	S.D. dependent var	394985.9
S.E. of regression	407627.5	Akaike info criterion	28.77438
Sum squared resid	6.98E+12	Schwarz criterion	28.97121
Log likelihood	-671.1980	Hannan-Quinn criter.	28.84845
F-statistic	0.297773	Durbin-Watson stat	2.419888
Prob(F-statistic)	0.877755		

EK 6- JARQUE BERA ANALİZİ



EK 7- BREUSCH-GODFREY TESTİ

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

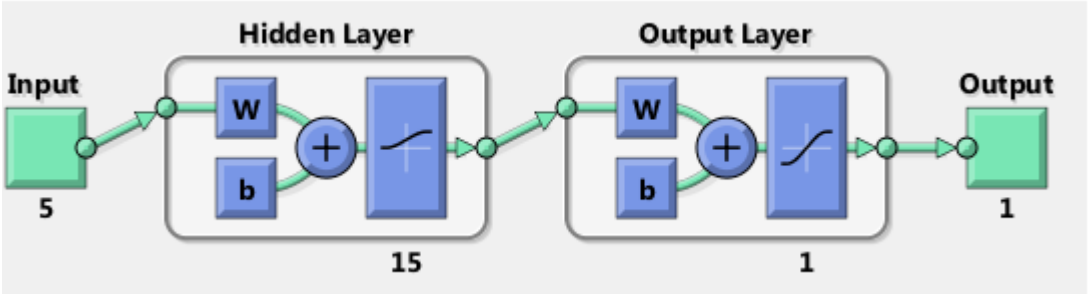
F-statistic	0.450174	Prob. F(2,41)	0.6406
Obs*R-squared	1.009907	Prob. Chi-Square(2)	0.6035

Test Equation:
Dependent Variable: RESID
Method: Least Squares
Date: 07/24/18 Time: 07:04
Sample: 2013M02 2016M12
Included observations: 47
Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
X1	-1.17E-07	7.80E-07	-0.150397	0.8812
X2	0.367749	2.428547	0.151427	0.8804
X3	-1.04E-05	0.000227	-0.045606	0.9638
X4	5.831711	157.3898	0.037053	0.9706
RESID(-1)	0.121405	0.158440	0.766254	0.4479
RESID(-2)	0.073507	0.158513	0.463729	0.6453

R-squared	0.021487	Mean dependent var	-0.357471
Adjusted R-squared	-0.097843	S.D. dependent var	511.3677
S.E. of regression	535.8010	Akaike info criterion	15.52415
Sum squared resid	11770391	Schwarz criterion	15.76034
Log likelihood	-358.8174	Hannan-Quinn criter.	15.61303
Durbin-Watson stat	1.991407		

EK 8- YAPAY SİNİR AĞLARI MATLAB MODELİ



EK 9- MATLAB ANALİZ SONUÇLARI

TANSİNG 5 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,7988	0,23524	0,40119	0,71128	0,00966
2	0,7968	0,68221	0,42239	0,68514	0,0049
3	0,83554	0,80326	0,9433	0,72103	0,00559
4	0,71583	0,88448	0,10381	0,72103	0,00498
5	0,78233	0,57181	0,7189	0,71128	0,00474
6	0,68148	0,74045	0,80985	0,71128	0,00407
7	0,72201	0,55418	0,83828	0,71128	0,00542
8	0,7115	0,65786	0,53686	0,71128	0,00438
9	0,73428	0,74877	0,7479	0,71128	0,00414
10	0,6729	-0,2462	0,96071	0,71128	0,00475

TANSİNG 5 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,37192	0,47888	-0,07008	0,34485	0,00336
2	0,72504	0,64629	0,71889	0,71128	0,00454
3	0,80108	0,65236	0,46385	0,72851	0,0043
4	0,72101	0,72805	0,82418	0,72851	0,00371
5	0,73573	0,95917	0,38488	0,72851	0,00402
6	0,74825	0,65831	0,70637	0,72851	0,00371
7	0,85816	0,78032	0,85354	0,72851	0,00465
8	0,72875	0,59147	0,84621	0,72851	0,00519
9	0,72775	0,48844	0,76434	0,72851	0,00524
10	0,74558	0,80261	0,6706	0,72851	0,00472

TANSİNG 5 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,75874	0,31006	0,57984	0,68608	0,409
2	0,83369	0,07196	0,82559	0,68608	0,00492
3	0,70157	0,29796	0,87455	0,68608	0,00574
4	0,69841	0,59909	0,45997	0,68608	0,00408
5	0,73566	0,82445	-0,00071	0,68608	0,00527
6	0,69844	0,77283	0,39379	0,68608	0,00462
7	0,6483	0,64121	0,84924	0,68608	0,00508
8	0,83235	0,85814	0,67806	0,68608	0,00642
9	0,61816	0,88128	0,64017	0,68608	0,0049
10	0,69733	0,60769	0,64384	0,68608	0,00484

LOGSİNG 5 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,75497	0,88662	0,085122	0,65973	0,0504
2	0,70719	0,70288	0,51894	0,70534	0,00681
3	0,78276	0,28011	0,75212	0,70534	0,00495
4	0,82353	0,64888	0,63493	0,70534	0,00278
5	0,74834	0,88507	0,24161	0,70534	0,00404
6	0,68056	0,67224	0,8821	0,70534	0,00592
7	0,58645	0,81371	0,94491	0,70534	0,00458
8	0,67938	0,89555	0,1875	0,70534	0,00468
9	0,71494	0,81611	0,65413	0,70534	0,00421
10	0,61638	0,93216	0,73783	0,70534	0,00524

LOGSİNG 5 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,59835	0,37642	0,55786	0,54715	0,0616
2	0,58679	0,59166	0,5486	0,54715	0,00797
3	0,61654	0,75011	0,12889	0,54717	0,00932
4	0,58758	0,82877	0,5108	0,61926	0,00758
5	0,68453	0,34376	0,81832	0,62893	0,00597
6	0,70654	0,76038	0,44835	0,64702	0,00763
7	0,65592	0,63026	0,74741	0,64702	0,00726
8	0,50939	0,86547	0,87972	0,65324	0,00823
9	0,58039	0,56487	0,96276	0,65582	0,00686
10	0,54721	0,89177	0,81445	0,65467	0,00788

LOGSİNG 5 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,60877	0,74383	0,72846	0,64038	0,0142
2	0,61815	-0,055878	0,21999	0,48175	0,0116
3	0,53387	0,10127	0,81224	0,51337	0,00788
4	0,61832	0,63993	0,69237	0,58331	0,00761
5	0,53659	0,81529	0,76354	0,58331	0,00864
6	0,70747	0,28174	-0,4402	0,58331	0,00827
7	0,54627	0,51013	0,78261	0,58331	0,00525
8	0,68855	0,87974	0,56108	0,69818	0,00927
9	0,76897	0,49471	0,43035	0,69818	0,00575
10	0,74532	0,5316	0,55957	0,6912	0,00544

PURELİN 5 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,53868	0,83904	-35816	0,44875	0,0344
2	0,22371	0,82316	0,90692	0,44875	0,00812
3	0,41947	0,47804	0,85015	0,44875	0,00833
4	0,27238	0,68977	0,84861	0,44875	0,00859
5	0,41227	0,81827	-33073	0,44875	0,00831
6	0,47154	0,51646	-13279	0,44875	0,00741
7	0,47855	0,29671	0,48441	0,45879	0,00796
8	0,46461	0,4237	0,469	0,45726	0,00688
9	0,51657	0,62983	-18225	0,45726	0,00761
10	0,51657	0,62983	-18225	0,45726	0,00761

PURELİN 5 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,99216	0,83832	0,61994	0,87528	1,14
2	0,85244	0,7688	0,99288	0,87528	0,0128
3	0,81191	0,932	0,98655	0,87528	0,0134
4	0,80208	0,98213	0,98868	0,87528	0,0144
5	0,98132	0,55104	0,74828	0,89862	0,00493
6	0,90395	0,97291	0,83152	0,89862	0,00938
7	0,9803	0,82399	0,91733	0,9187	0,00502
8	0,96398	0,82903	0,9461	0,9187	0,00299
9	0,89263	0,98962	0,99865	0,9187	0,00848
10	0,89015	0,98534	0,95084	0,9187	0,00782

PURELİN 5 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,60293	-3461	0,23953	0,4305	0,0492
2	0,42577	0,22092	0,65437	0,4305	0,00959
3	0,58989	0,2850	-32579	0,4305	0,00728
4	0,19495	0,64487	0,89733	0,4305	0,00930
5	0,33598	0,51809	0,67589	0,4305	0,00894
6	0,5836	0,27973	0,075413	0,4305	0,00592
7	0,46783	0,25808	0,52061	0,42395	0,00876
8	0,373	0,33131	0,50614	0,42395	0,00883
9	0,48806	0,58061	-60548	0,44204	0,00812
10	0,61365	0,1341	-12488	0,44204	0,00650

TANSİNG 10 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.81611	0.61131	0.83262	0.77312	0.0278
2	0.83644	0.36396	0.78136	0.77312	0.00328
3	0.77104	0.75508	0.76725	0.77312	0.00384
4	0.68599	0.79806	0.98131	0.77312	0.00380
5	0.808	0.74705	0.7402	0.77312	0.00284
6	0.83598	0.84496	0.20807	0.77312	0.00306
7	0.77447	0.8609	0.83939	0.77312	0.00421
8	0.76231	0.94132	0.64899	0.77312	0.00330
9	0.73555	0.89236	0.85942	0.77312	0.00384
10	0.67812	0.93171	0.91412	0.77312	0.00380
TANSİNG 10 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.65257	0.92139	0.12211	0.61543	0.0601
2	0.59526	0.64155	0.67	0.61543	0.00857
3	0.65491	0.66726	0.39608	0.619	0.00689
4	0.74251	0.47991	0.05274	0.62331	0.00605
5	0.66162	-20975	0.89726	0.61993	0.00798
6	0.74352	0.32363	0.3848	0.61993	0.00440
7	0.60746	0.55029	0.7393	0.71993	0.00731
8	0.65437	0.52763	-55986	0.61993	0.00755
9	0.6206	0.76099	0.68433	0.61993	0.00624
10	0.70887	0.48507	0.30881	0.61993	0.00625
TANSİNG 10 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.69836	0.89198	0.71828	0.71851	0.0973
2	0.76762	0.7808	0.81667	0.7724	0.00640
3	0.82065	0.72802	0.66382	0.7724	0.00244
4	0.7707	0.74715	0.8417	0.7724	0.00330
5	0.71895	0.81122	0.96086	0.7724	0.00459
6	0.70748	0.79163	0.78532	0.7724	0.00364
7	0.75889	0.84482	0.84917	0.7724	0.00361
8	0.6886	0.89483	0.84556	0.7724	0.00396
9	0.8087	0.79844	0.5013	0.7724	0.00389
10	0.8486	0.83646	0.27907	0.78201	0.00358

LOGSİNG 10 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.37512	0.83515	0.53021	0.47687	0.0533
2	0.78312	0.70309	0.60624	0.69057	0.00721
3	0.82646	0.8087	0.23628	0.7485	0.00473
4	0.93675	0.81658	0.70988	0.7485	0.00415
5	0.72691	0.8673	0.87271	0.7485	0.00518
6	0.69215	0.86651	0.86595	0.7485	0.00472
7	0.75657	0.93931	0.31993	0.76441	0.00453
8	0.80125	0.76515	0.48007	0.76441	0.00368
9	0.74257	0.82679	0.32212	0.76441	0.00420
10	0.7109	0.76463	0.92784	0.76441	0.00428
LOGSİNG 10 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.6279	0.059222	0.63274	0.59002	0,499
2	0.82728	0.39851	0.74745	0.6916	0.00522
3	0.710661	0.60614	0.8391	0.6916	0.0612
4	0.69066	0.69841	0.62824	0.6916	0.007066
5	0.67976	0.80081	0.42093	0.68383	0.00591
6	0.70268	0.74432	0.65153	0.69247	0.00553
7	0.67906	0.75856	0.80836	0.69247	0.00442
8	0.70591	0.90429	0.31488	0.7043	0.0073
9	0.71619	0.53149	0.74438	0.7043	0.00571
10	0.62692	0.84354	0.78394	0.70463	0.00709
LOGSİNG 10 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.49802	0.35374	0.64338	0.49007	0.189
2	0.43359	0.46931	0.78458	0.49007	0.00693
3	0.51236	0.45314	0.22952	0.49007	0.00909
4	0.69184	0.25868	0.74101	0.62985	0.00724
5	0.697366	0.030851	0.70573	0.62985	0.00638
6	0.84832	0.88855	0.095915	0.72192	0.00662
7	0.85685	0.55997	-59171	0.76744	0.00547
8	0.8049	0.77794	0.57857	0.76744	0.00354
9	0.7308	0.62389	0.93154	0.76744	0.00412
10	0.77464	0.54514	0.87378	0.76744	0.00310

PURELİN 10 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.13529	0.63897	0.0874	0.23876	0.0627
2	0.18232	0.1569	0.44467	0.23876	0.0174
3	0.47645	0.70949	-37892	0.43715	0.0171
4	0.29872	0.566055	0.735	0.43715	0.008552
5	0.60079	0.25756	0.41133	0.43715	0.00484
6	0.46945	0.4576	0.51084	0.46653	0.00813
7	0.58091	0.62801	0.22314	0.46653	0.00808
8	0.5626	-71257	0.50443	0.46653	0.00766
9	0.51604	0.22449	0.30343	0.46653	0.00757
10	0.53857	-26674	0.661151	0.46653	0.00635
PURELİN 10 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.5491	-22006	-37653	0.30649	0.0115
2	0.24005	0.61252	0.46236	0.34529	0.0118
3	0.18485	0.7276	0.68714	0.4529	0.00836
4	0.20802	0.90355	0.71259	0.34529	0.0112
5	0.35131	0.67784	0.4863	0.40881	0.00975
6	0.31294	0.64555	0.6502	0.40881	0.00927
7	0.61435	-19488	0.3928	0.4543	0.00803
8	0.45983	0.46537	0.52537	0.4594	0.00965
9	0.54135	0.77115	-23677	0.44951	0.00763
10	0.30813	0.89405	0.15278	0.45819	0.0063
PURELİN 10 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.42814	0.25797	-46995	0.35204	0.0931
2	0.4705	0.23318	-76403	0.35204	0.00782
3	0.46172	0.76051	-99146	0.45427	0.00972
4	0.42016	0.24732	0.59782	0.45427	0.00616
5	0.58749	0.52768	-33038	0.45427	0.00616
6	0.37118	0.69421	0.49984	0.45427	0.00810
7	0.42724	0.6241	0.39906	0.45427	0.00580
8	0.48788	0.31555	0.41727	0.45427	0.00872
9	0.54014	0.535547	-21203	0.45427	0.00772
10	0.3831	0.749	0.59169	0.45427	0.00725

TANSİG 15 TANSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,87444	0,87793	0,43448	0,82934	0,162
2	0,78748	0,93325	0,88296	0,82934	0,0146
3	0,86081	0,36651	0,84596	0,82934	0,0123
4	0,90504	0,54455	0,96983	0,88155	0,0126
5	0,90837	0,19156	0,78429	0,88155	0,00877
6	0,89596	0,79891	0,8722	0,88155	0,00834
7	0,87864	0,69687	0,95172	0,88155	0,00987
8	0,89015	0,80454	0,91718	0,88155	0,00884
9	0,8901	0,91046	0,77804	0,88155	0,00884
10	0,91675	0,85607	0,67037	0,88155	0,00821
TANSİG 15 LOGSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.0882909	0.57954	0.75081	0.17015	0.0664
2	0.58358	0.44937	0.37491	0.49608	0.0108
3	0.80584	0.60204	0.28078	0.6943	0.00775
4	0.61212	0.93016	0.80947	0.6943	0.00690
5	0.69393	0.62409	0.87029	0.7175	0.00699
6	0.72202	0.68296	0.80607	0.7175	0.00616
7	0.75929	0.49495	0.6989	0.7175	0.00476
8	0.76774	0.7663	0.5685	0.7175	0.00465
9	0.7188	0.79723	0.6861	0.7175	0.00433
10	0.72293	0.85793	0.44192	0.7175	0.00578
TANSİG 15 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,953	0,77799	0,67415	0,88334	0,409
2	0,87522	0,85175	0,98062	0,88334	0,0106
3	0,87937	0,92142	0,86909	0,88334	0,0101
4	0,83458	0,96546	0,98671	0,88334	0,0111
5	0,86075	0,90201	0,95362	0,88334	0,00955
6	0,91813	0,91915	0,69671	0,88334	0,00752
7	0,89703	0,82295	0,93652	0,88334	0,00859
8	0,87538	0,83456	0,96182	0,88334	0,00908
9	0,89365	0,80706	0,86841	0,88334	0,00911
10	0,9039	0,90395	0,93751	0,88334	0,00806

LOGSİG 15 TANSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,77799	0,80985	0,14251	0,73037	0,151
2	0,94789	0,9031	0,75082	0,90851	0,0217
3	0,91966	0,87723	0,91767	0,90851	0,00645
4	0,93365	0,96705	0,79668	0,90851	0,00621
5	0,88414	0,94761	0,97811	0,90851	0,00677
6	0,88479	0,95471	0,95945	0,90851	0,00852
7	0,8894	0,95311	0,95113	0,90851	0,00844
8	0,91381	0,90002	0,92526	0,90851	0,00622
9	0,91626	0,97642	0,86917	0,90851	0,00707
10	0,91577	0,84199	0,87934	0,90851	0,00708
LOGSİG 15 LOGSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,91998	0,87404	0,76402	0,8894	0,0438
2	0,89959	0,75493	0,93773	0,8894	0,00766
3	0,87223	0,98714	0,87992	0,8894	0,00953
4	0,89158	0,76564	0,92422	0,8894	0,0083
5	0,88165	0,89373	0,97666	0,8894	0,0102
6	0,87923	0,95324	0,92396	0,8894	0,00863
7	0,88865	0,79345	0,93923	0,8894	0,0094
8	0,88632	0,88726	0,84427	0,8894	0,00818
9	0,89488	0,92431	0,5441	0,8894	0,0087
10	0,8446	0,9891	0,86247	0,8894	0,00994
LOGSİG 15 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.51287	0.30929	0.51213	0.52727	0.241
2	0.25057	0.85261	0.77275	0.42727	0.0101
3	0.48057	-198	0.7461	0.42727	0.00797
4	0.7503	0.48503	-26857	0.56929	0.00655
5	0.67725	0.764	0.2837	0.62238	0.00749
6	0.67294	0.78532	-5482	0.62238	0.00546
7	0.52393	0.90499	0.316	0.62238	0.00645
8	0.62092	0.764	0.16399	0.62238	0.00668
9	0.65143	0.55223	0.56695	0.62238	0.00551
10	0.64461	0.66351	0.67138	0.62238	0.00505

PURELİN 15 TANSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.40251	0.8788	0.24135	0.44675	0.045
2	32638	0.	-2397	0.44675	0.00720
3	0.46329	0.28606	0.49208	0.44675	0.00791
4	0.37017	0.68875	0.67888	0.44675	0.00662
5	0.5959	-18418	0.5966	0.44675	0.00742
6	0.40622	0.76539	0.60698	0.45793	0.00942
7	0.34876	0.52639	0.6681	0.45793	0.00670
8	0.48548027	0.27988	0.40216	0.45793	0.00713
9	0.41996	0.71464	0.36214	0.45793	0.00591
10	0.41996	0.71464	0.36214	0.45793	0.00591
PURELİN 15 LOGSİG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	32638	0.032621	-18665	0.18914	0.00996
2	0.36129	0.0657405	0.59126	0.39567	0.0141
3	0.20624	0.48949	0.59759	0.39567	0.00990
4	0.3494	0.48629	0.60796	0.39567	0.00928
5	0.21613	0.94274	0.45082	0.39567	0.00746
6	0.44395	0.773	0.58025	0.47051	0.00900
7	0.43453	0.63299	0.49587	0.47051	0.00734
8	0.44887	0.84371	0.25218	0.44257	0.00967
9	0.38737	0.42978	0.73886	0.42457	0.0106
10	0.5764	-14709	-15968	0.44257	0.00865
PURELİN 15 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.59849	-12337	0.27919	0.40843	0.242
2	0.44648	0.72424	0.058818	0.40843	0.0789
3	0.32766	0.91708	0.53988	0.40843	0.0407
4	0.61016	0.0033515	0.40875	0.44048	0.00640
5	0.4472	0.71016	0.39248	0.44048	0.00901
6	0.43898	0.7215	0.3582	0.44048	0.00937
7	0.27264	0.84784	0.51117	0.44048	0.00744
8	0.39534	0.79928	0.42957	0.44048	0.00864
9	0.37566	0.49111	0.89865	0.44048	0.00889
10	0.56054	-3695	0.79319	0.44048	0.00672

TANSİNG 20 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.095161	0.071075	0.118397	0.73847	0.0108
2	0.68845	0.90966	0.84761	0.73847	0.00614
3	0.66546	0.95764	0.93111	0.73847	0.00671
4	0.87224	0.40765	0.82664	0.79165	0.00420
5	0.86421	0.091471	0.42231	0.79165	0.00261
6	0.87149	0.88757	0.80027	0.8396	0.00365
7	0.78695	0.96651	0.92009	0.8396	0.00345
8	0.87854	0.81399	0.84376	0.84317	0.00560
9	0.83916	0.90615	0.94529	0.86317	0.00268
10	0.86081	0.86741	0.81154	0.54896	0.00458
TANSİNG 20 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.71318	0.77726	-57589	0.6842	0.0269
2	0.72452	-57436	0.64825	0.64298	0.00684
3	0.6299	0.87782	0.67107	0.64298	0.00763
4	0.59047	0.84725	0.81325	0.64298	0.00717
5	0.59738	0.92816	0.51694	0.64298	0.00741
6	0.72927	0.33792	0.6896	0.64298	0.00654
7	0.70951	0.22952	0.65014	0.65014	0.001150
8	0.56046	0.912	0.75891	0.64298	0.00833
9	0.59706	0.66827	0.77308	0.64298	0.00675
10	0.53927	0.77697	0.7287	0.62117	0.00770
TANSİNG 20 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.80164	-23583	0.36603	0.68423	0.0698
2	0.73352	0.80856	0.18276	0.68423	0.00510
3	0.59131	0.89072	0.77754	0.68423	0.00590
4	0.8187	0.69562	0.67058	0.78269	0.00264
5	0.71274	0.46364	0.90806	0.78269	0.00439
6	75344	0.9206	0.85828	0.78269	0.00487
7	75287	0.91428	0.47811	0.78269	0.00247
8	0.7812	0.77412	0.84419	0.7208269	0.00365
9	0.79434	0.90249	0.35071	0.71914	0.00960
10	0.80108	0.80108	0.76597	0.55049	0.78269

LOGSİNG 20 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.8634	0.5188	0.16549	0.73879	0.0605
2	0.938	0.97474	0.40188	0.83878	0.00454
3	0.75123	0.86398	0.5006	0.45839	0.00476
4	0.78897	0.56725	0.4257	0.73879	0.00430
5	0.79962	0.57188	0.59631	0.73879	0.00301
6	0.60452	0.47072	0.90747	0.73879	0.00439
7	0.79469	0.29689	0.62067	0.73561	0.00452
8	0.66583	0.85122	0.84348	0.74873	0.00460
9	0.71571	0.86711	0.81556	0.73879	0.00423
10	0.80114	0.34928	0.6766	0.73879	0.00352
LOGSİNG 20 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,61331	0,35321	0,56086	0,4961	0,143
2	0,69391	-0,43183	0,1698	0,64514	0,0369
3	0,6312	0,80254	0,8664	0,71358	0,0233
4	0,78636	0,71931	0,51077	0,76339	0,0234
5	0,79086	0,44183	0,93096	0,76339	0,0202
6	0,75686	0,82543	0,77199	0,76339	0,0237
7	0,84699	0,6483	0,092264	0,76493	0,0194
8	0,84346	0,53063	0,79392	0,76493	0,0182
9	0,85676	0,33665	0,079335	0,76493	0,0206
10	0,83437	0,59495	0,55393	0,76493	0,0156
LOGSİNG 20 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.99943	0.64262	0.98021	0.9325	0.114
2	0.92511	0.94224	0.99952	0.9325	0.0085
3	0.97119	0.96236	0.95089	0.96737	0.00515
4	0.96994	0.9951	0.93344	0.96737	0.00244
5	0.96119	0.98774	0.99944	0.96737	0.00312
6	0.96398	0.99692	0.96048	0.96737	0.00286
7	0.98147	0.98921	0.91913	0.94709	0.00279
8	0.9902	0.97869	0.00558	0.98411	0.00558
9	0.98569	0.97895	0.98338	0.98411	0.00107
10	0.9848	0.99626	0.96592	0.98411	0.00132

PURELİN 20 TANSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.15084	0.66275	-66913	0.10811	0.0201
2	0.55362	0.49731	0.18853	0.45687	0.0136
3	0.4474	0.27507	0.61866	0.45687	0.00911
4	0.53836	0.53959	-10591	0.45066	0.00840
5	0.34887	0.7713	0.7579	0.45066	0.00859
6	0.45995	0.80287	0.21391	0.45066	0.00864
7	0.47431	0.18861	0.62866	0.45461	0.00752
8	0.46184	0.72774	0.20303	0.45461	0.00768
9	0.50159	0.16409	0.76716	0.45761	0.00768
10	0.43792	0.30711	0.60809	0.4561	0.00461
PURELİN 20 LOGSİNG					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0.64399	0.21654	0.4274	0.3635	0.0498
2	0.39207	0.17333	0.68571	0.36519	0.00960
3	0.41815	0.34496	-5072	0.36519	0.00845
4	0.26111	0.73851	0.45613	0.36519	0.00803
5	0.2462	0.10849	0.44416	0.36519	0.00861
6	33758	-52997	0.46333	0.36519	0.00784
7	0.34841	-3687	0.50642	0.36519	0.00880
8	0.40591	0.68657	0.15744	0.36519	0.00799
9	0.38874	-49479	0.43102	0.36519	0.00588
10	0.305112	0.67201	0.007016	0.36519	0.0101
PURELİN 20 PURELİN					
DENEY	TRAİNİNG	VALİDATİON	TEST	ALL	MSE
1	0,73249	0,16034	0,66548	0,68111	0,365
2	0,70005	0,877	0,53783	0,68111	0,026
3	0,74349	0,42504	0,20408	0,68111	0,0206
4	0,7121	-0,17288	0,64486	0,68111	0,0181
5	0,67427	0,70229	0,84557	0,68111	0,0238
6	0,74632	0,43618	0,60666	0,68111	0,021
7	0,71946	0,90693	0,72567	0,68111	0,0222
8	0,60266	0,64845	0,81124	0,68111	0,0204
9	0,73433	0,76504	0,25303	0,68111	0,0194
10	0,68022	0,18061	0,9303	0,68111	0,0261

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve SOYADI	Hilal YILMAZ
Doğum Yeri - Tarihi	Ankara- 03.05.1991
EĞİTİM DURUMU	
Mezun Olduğu Lise	Gazi Çifliği Lisesi, Ankara, 2009.
Lisans Diploması	Süleyman Demirel Üniversitesi, İİBF,Ekonometri Bölümü Isparta, 2014
Yabancı Dil	İngilizce
İŞ DENEYİMİ	
Çalıştığı Kurumlar	Sancak Uçak İçi Servisleri /Planlama (04.2018-Devam Ediyor)
E- Posta	Hilalylmz_32@hotmail.com