

**İMKB 100 ENDEKSİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE NEWTON NÜMERİK
ARAMA MODELLERİ İLE TAHMİNİ VE SONUÇLARIN KARŞILAŞTIRILMASI**

**Pamukkale Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi
İşletme Anabilim Dalı
Muhasebe ve Finansman Bilim Dalı**

Tuncay MORALI

Danışman: Doç. Dr. Hakan AYGÖREN

Haziran 2011

YÜKSEK LİSANS TEZİ ONAY FORMU

İşletme Anabilim Dalı, Muhasebe ve Finansman Bilim Dalı öğrencisi Tuncay MORALI tarafından Doç. Dr. Hakan AYGÖREN yönetiminde hazırlanan "İMKB 100 Endeksinin Yapay Sınır Ağları ve Newton Nümerik Arama Modelleri İle Tahmini ve Sonuçların Karşılaştırılması" başlıklı tez aşağıdaki jüri üyeleri tarafından 15.06.2011 tarihinde yapılan tez savunma sınavında başarılı bulunmuş ve Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.



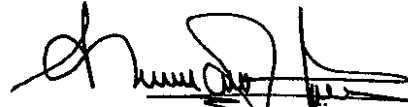
Doç. Dr. Hakan CEYLAN

Jüri Başkanı



Doç. Dr. Serdar İPLİKÇİ

Jüri Üyesi



Doç. Dr. Hakan AYGÖREN


Jüri Üyesi

Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 05/08/2011 tarih ve ..12/15... sayılı kararıyla onaylanmıştır.



Doç. Dr. Bilal SÖĞÜT
Müdür

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, araştırılmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etiğe ve akademik kurallara özenle riayet edildiğini; bu çalışmanın doğrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etiğe uygun olarak kaynak gösterildiğini ve alıntı yapılan çalışmalara atfedildiğini beyan ederim.

İmza : 
Öğrenci Adı Soyadı : Tuncay MORALI

TEŞEKKÜR

Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim dalı, Muhasebe ve Finansman Bölümündeki Yüksek Lisans tezi kapsamında “**İ.M.K.B. 100 Endeksinin Yapay Sinir Ağları Ve Newton Nümerik Arama Modelleri İle Tahmini Ve Sonuçların Karşılaştırılması**” konulu tez çalışmamda ekonomik gösterge niteliğinde değerlendirilen, piyasanın gidişatına ilişkin yön tayini yapmaya imkan veren İMKB 100 endeksinin tahmin edilmesi çalışması yapılmıştır. İMKB 100 endeksi piyasa koşullarında değişiklik görüldüğünde en hızlı ve en çok tepki verebilecek olan gösterge niteliğindeki değerdir. Bu bakımdan ekonomik işlevi bu denli önemli olan İMKB 100 endeksine ilişkin geleneksel zaman serileri, nümerik arama yöntemleri ve yapay sinir ağları yöntemleri ile değer tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapılan literatür araştırmalarında geleneksel zaman serilerinin model performansı yapay sinir ağlarına göre daha düşük gerçekleştiği, ancak Newton nümerik arama modelleri ile bu yönde bir çalışmanın yapılmadığı gözlenmiştir. Bu kapsamda model sonuçları çalışmada kıyaslanmış ve hangi modelin daha iyi sonuç verdiğine ilişkin karşılaştırmalar açıklanmıştır.

Çalışmam boyunca sahip olduğu tecrübe ve bilgileriyle bana yol gösteren tez danışmanım Doç. Dr. Hakan AYGÖREN’e, Newton nümerik arama modellerinde yardımlarını esirgemeyen İnşaat Mühendisliği öğretim üyesi Doç. Dr. Halim CEYLAN’a ve Yapay Sinir Ağları konusunda katkılarını esirgemeyen Elektrik-Elektronik Mühendisliği öğretim üyesi Doç. Dr. Serdar İPLİKÇİ’ye sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca bugünlere gelmemde emeğini hiçbir zaman yadsıyamayacağım anneme ve babama, çalışma süresince sabrını ve desteğini esirgemeyen değerli eşim Özden’e ve biricik kızım “Dila’ya” sonsuz teşekkür ederim.

ÖZET

İMKB 100 ENDEKSİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE NEWTON NÜMERİK ARAMA MODELLERİ İLE TAHMİNİ VE SONUÇLARIN KARŞILAŞTIRILMASI

MORALI, Tuncay
Yüksek Lisans Tezi, İşletme ABD
Tez Yöneticisi: Doç. Dr. Hakan AYGÖREN

Haziran 2011, 86 Sayfa

Menkul kıymetler piyasalarının fiyat tahminlerinin yapılması Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomiler açısından oldukça önemlidir. Bu tez çalışmasında İMKB 100 endeksi ile ilişkili bazı piyasa değişkenleri kullanılarak çeşitli modelleme çalışmaları yapılmış ve bu tahmin modelleri geleneksel zaman serileri, nümerik arama modelleri ve yapay sinir ağları yöntemleri ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modelleme için İMKB 100, Altın Fiyatları, Faiz Oranı, Bankalar Arası Çift taraflı işlem miktarı (TL) ve USD günlük kapanış değerlerine ilişkin 3779 adet günlük veri kullanılmıştır.

Modelleme çalışmalarında geleneksel zaman serileri için ARMA(p,q), Nümerik Arama Modelleri için Newton yöntemi ve Yapay Sinir Ağları için ise Geri Yayılım Algoritması kullanılmıştır. Stokastik verilerin kullanıldığı zaman serilerinde modelleme çalışmaları tahmin sonuçlarına göre kıyaslanmıştır.

Model sonuçlarına göre geleneksel zaman serileri ve Newton nümerik arama modelleri yapay sinir ağları tekniğine göre daha başarısız bir performans sergilemiştir.

Anahtar Kelimeler: İMKB 100, Newton, Geleneksel Zaman Serileri, Yapay Sinir Ağları, Tahmin Modelleri,

ABSTRACT**FORECASTING ISE 100 INDICE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND
NEWTON NUMERICAL SEARCH MODELS AND COMPARISION OF THE
RESULTS**

MORALI, Tuncay
M. Sc. Thesis in Administration
Supervisor: Assoc. Prof. Hakan AYGÖREN

June 2011, 86 Pages

Stock market price prediction is fairly important for developing countries as TURKEY. In this thesis different models were developed using some variables that are relevant to ISE 100 indice. These models were tried to predict by using traditional time series, numerical search models and artificial neural networks. For models, 3779 daily data were used corresponding to ISE 100 indice, golden price, interest rate, dual transactions between banks (TL) and USD daily closing price value.

In these models for traditional time series ARMA(p,q), for numerical search models Newton method and for artificial neural networks backpropation algorithm were used. Stochastic data were used in time series and modelling works were comperad by using their prediction results.

According to model results traditional time series and numerical search models resulted less successful performance than artificial neural networks models.

Keywords: ISE 100, Newton, Traditional Time Series, Artificial Neural Networks, Forecasting Models

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
TEŞEKKÜR.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vi
TABLolar DİZİNİ.....	vii
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	viii
GİRİŞ.....	1
BİRİNCİ BÖLÜM.....	4
1. FİNANSAL PİYASALAR.....	4
1.1 FİNANSAL PİYASALARIN TANIM VE İŞLEVLERİ.....	4
1.1.1. Para Piyasaları.....	7
1.1.1.1. Örgütlenmiş ve Örgütlenmemiş Para Piyasaları.....	7
1.1.2. Sermaye Piyasaları.....	7
1.1.2.1. Spot ve Vadeli Piyasalar.....	8
1.1.2.2. Birincil ve İkincil Piyasa.....	9
1.1.2.3. Organize Ve Organize Olmamış Sermaye Piyasaları.....	10
1.1.3. Menkul Kıymetlerin Tanım ve unsurları.....	10
1.1.4. Menkul Kıymet Borsaları ve İşlevleri.....	11
1.1.5. İMKB Analiz Yöntemleri.....	13
1.1.5.1. Temel Analiz.....	14
1.1.5.2. Teknik Analiz.....	15
1.1.5.3. İstatistiki Tahmin Yöntemleri.....	16
İKİNCİ BÖLÜM.....	17
2. TAHMİNLEME YÖNTEMLERİ.....	17
2.1. ZAMAN SERİSİ İLE TAHMİNLEME.....	17
2.1.1. Model Kurma Aşaması.....	18
2.1.2. Parametre Tahmin Aşaması.....	19
2.1.3. Artık Analizi Aşaması.....	19
2.1.4. Gelecek Tahmini Yapma Aşaması.....	19
2.2. ARMA MODELLERİ.....	20
2.2.1. AR(p) Modelleri.....	20
2.2.2. MA(q) Modelleri.....	20
2.2.3. ARMA(p,q) Modelleri.....	20
2.2.4. ARIMA(p,d,q) Modelleri.....	21
2.2.5. Box-Jenkins ARMA(p,q) Modelleri İle İlgili Literatür Araştırması.....	21
2.3. NEWTON YÖNTEMİ.....	22
2.3.1. Bananch Uzaylarında Lineer Olmayan Operatörlü Denklemler İçin Newton Metodu.....	23

Sayfa

2.3.2. Lineer Olmayan Cebirsel Denklem Sistemine Newton Metodunun Uygulanması.....	26
2.3.3. Newton Yöntemi İle İlgili Literatür Araştırması.....	27
2.4. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	28
2.4.1. Yapay Zeka.....	28
2.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Metodolojisi.....	29
2.4.3. Biyolojik Sinir Hücresi.....	30
2.4.4. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı: Genel Özellikleri, Elemanları ve Tipik Mimarisi.....	31
2.4.4.1. Genel Özellikleri.....	32
2.4.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Elemanları.....	33
2.4.4.3. Tipik Mimarisi.....	35
2.4.5. Yapay Sinir Ağları İle İlgili Literatür Araştırması.....	37
2.4.6. Yapay Sinir Ağlarının Üstün ve Zayıf Yönleri.....	39
2.4.7. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları.....	41
2.4.8. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	43
2.4.9. Geriye Yayılım (Backpropagation) Algoritması.....	43
2.4.9.1. Geriye Yayılım Algoritmasının Eğitim Hızı.....	46
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM	48
3. UYGULAMA MODELLERİ VE TAHMİNE AİT BULGULAR.....	48
3.1. İMKB 100 ENDEKSİNİN ARMA, YAPAY SİNİR AĞLARI VE NEWTON YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ.....	48
3.1.1. ARMA Modelleri İle Tahmin.....	53
3.1.2. Newton Metodu İle Tahmin.....	54
3.1.3. Yapay Sinir Ağları İle Tahmin.....	57
3.1.3.1. YSA Model Eğitim Aşamaları.....	62
3.2 MODEL PERFORMANSLARI VE BULGULARIN KARŞILAŞTIRILMASI.....	66
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM	67
4. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME.....	67
KAYNAKLAR.....	69
ÖZGEÇMİŞ.....	75

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1 Finansal Piyasaların İşleyişi.....	5
Şekil 1.2 Piyasalar ve Türleri.....	6
Şekil 2.1 Biyolojik Sinir Hücresinin Yapısı.....	31
Şekil 2.2 Yapay Sinir Ağına Genel Bir Örnek.....	32
Şekil 2.3 Tek katmanlı bir yapay sinir ağı.....	36
Şekil 2.4 İki katmanlı bir yapay sinir ağı.....	36
Şekil 2.5 Yapay bir düğüm	37
Şekil 2.6 İleri beslemeli yapay sinir ağının yapısı.....	44
Şekil 2.7 Bir GYA ağı modeli	45
Şekil 3.1 İMKB 100 İndeksi Durağan serisi (3779 adet veri).....	49
Şekil 3.2 Günlük Faiz Oranı Durağanlaştırılmış Verileri.....	49
Şekil 3.3 Günlük USD Kapanış fiyatları durağanlaştırılmış verileri.....	50
Şekil 3.4 Günlük Bankalar arası Çift Taraflı İşlem Hacmi Durağanlaştırılmış Verileri...50	50
Şekil 3.5 Günlük Altın Fiyatları Kapanış Değerleri Durağanlaştırılmış Verileri.....	51
Şekil 3.6 ARMA(1,1)'e göre model sonuçları grafiği.....	55
Şekil 3.7 Newton Metodu model sonuçları grafiği.....	57
Şekil 3.8 İki katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı.....	58
Şekil 3.9 Devir Performans grafiği.....	62
Şekil 3.10 nntaintool fonksiyonu eğitim düzeneği sonucu.....	63
Şekil 3.11 Regresyon performans grafiği.....	64
Şekil 3.12 YSA tahmin edici model sonuçları grafiği.....	65

TABLOLAR DİZİNİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 3.1 Değişken Korelasyonları Tablosu.....	52
Tablo 3.2 Model Katsayı ve t istatistiği tablosu.....	53
Tablo 3.3 ARMA (1,1) tahmin edici sonuçları tablosu.....	54
Tablo 3.4 Newton Metodu model parametre tahminleri.....	56
Tablo 3.5 Newton Metodu tahmin edici sonuçları tablosu.....	56
Tablo 3.6 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%70-%15-%15).....	59
Tablo 3.7 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%75-%10-%15).....	60
Tablo 3.8 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%70-%20-%10).....	60
Tablo 3.9 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%80-%10-%10).....	61
Tablo 3.10 YSA tahmin edici model sonuçları tablosu.....	62
Tablo 3.11 Model Sonuçları Tablosu.....	66

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalamalar
VAR	Vektör Otoregresif
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
MK	Menkul Kıymetler
SPK	Sermaye Piyasası Kurulu
TTK	Türk Ticaret Kavramı
TCMB	Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
KİT	Kamu İktisadi Teşekkülü
EPH	Etkin Piyasa Hipotezi
ARIMA	Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalamalar
AIC	Akaike Bilgi Kriteri
SIC	Schwarz Bilgi Kriteri
MSE	Ortalama Hata Kareleri
ADALINE	Adaptif Doğrusal Element
MADALINE	Multiadaptif Doğrusal Element
TKA	Tek Katmanlı Algılayıcı
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
GYA	Geri Yayılım Algoritması
USD	Amerikan Doları
R	Faiz Oranı
INT	Bankalar Arası Çift Taraflı İşlem Miktarı
AU	Altın Fiyatları
YSA	Yapay Sinir Ağları
Φ	Geçmiş Gözlem Değeri
Θ	Hata Terimi
$\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$	Reel Sayılar Kümesinden Reel Sayılar Kümesine
$(x_n) \subset \mathbb{R}$	X_n Reel Sayılar Kümesinin Alt Dizini
\mathcal{L}	Öğrenme Katsayısı
W	Ağırlık Katsayısı
R^2	Korelasyon Katsayısı
Y	Bağımlı Değişken
X	Açıklayıcı Değişken
B	Değişken Katsayısı

GİRİŞ

Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde gerek kişisel amaçlı olsun gerekse de işletmeler açısından olsun geleceğe ilişkin planlama yapılması için öngörülerde bulunmak oldukça önemlidir. Küreselleşme sonucu ekonomik gelişmelerin tüm dünya ülkelerinde hissediliyor olması öngörü yapma gereksinimini artırmıştır. Böylelikle ekonomik krizlerden ve siyasi gelişmelerden dolayı meydana gelen dalgalanmalar, menkul kıymetlerin, döviz ve altın fiyatlarının gelecekte alacağı değerlerin öngörülmesinin çok önemli getiriler elde edilebileceği gerçeğini ortaya koymuştur. Bu gerçek kendisini sınırlı bir alanda değil, aynı zamanda makro politikaların oluşturulmasından bireysel yatırım tercihlerinin yapılmasına kadar ekonominin her bölümünde önem arz etmiştir.

Geleceğe yönelik öngörüler yapmak için ekonomik analizler daha detaylı yapılmaya başlanmış, öngörü modellerinin ekonominin birçok dalında uyarlamasının olduğu görülmüştür. Öngörü amaçlı çalışmalar ilk başta basit modelleme denemeleri ile gerçekleşmiş, daha sonra ise teknolojinin sağladığı avantajlar kullanılarak daha karmaşık modeller kurulup, sonuç alınmaya başlanmıştır. Gerçekleşen teknolojik gelişmeler artık modelleme tekniklerinde daha karmaşık çalışmalar yapma imkânı sunmuş ve aynı zamanda daha iyi sonuçlar alınmasını sağlamıştır.

Küreselleşme olgusunun daha yoğun yaşanması ile birlikte ülkelerde meydana gelen siyasi ve ekonomik gelişmeler diğer ülkeleri de önemli ölçüde etkilemeye başlamıştır. Dolayısıyla ülkelerin makroekonomik parametrelerine ilişkin tahminlerde bulunması ve bu tahminlere dayalı öngörüler üretmesi gerekmektedir. Son dönemde birçok makroekonomik değişkene ilişkin tahmin çalışması yapıldığı görülmüştür.

Öngörü modellerinde, teknolojik gelişmeler model ve metot çeşitliliğini de beraberinde getirmiştir. Büyük ölçekli yapısal makro ekonometrik ölçekli modeller, basit regresyon modelleri, Box-Jenkins (ARMA) modeli ve VAR (Vektör Otoregresif) modelleme tekniği gibi birçok istatistiksel ve ekonometrik yöntem öngörü yapmada

kullanılmaktadır. Ekonomik analiz istatistik ile iç içe girerek tüm çalışmalarda yoğun şekilde kullanılır hale gelmiştir. Bu teknikler zaman içerisindeki gelişmeler sayesinde yerini “*esnek hesaplama tekniklerine*” bırakmış ve geleneksel yöntemler olarak literatürde yerini almıştır. Yumuşak hesaplama teknikleri arasında bulunan bulanık mantık, yapay sinir ağları ve genetik algoritma gibi modelleme teknikleri modelin öğrenme sürecine ilişkin dinamikler üzerinden hareketle tahmin sonuçları vermektedirler.

Özellikle geleneksel zaman serileri ve yapay sinir ağları literatür araştırmalarında yoğun şekilde kullanılan tahmin modelleri olarak görülmüştür. Büyük ölçüde yapılan çalışmalarda yapay sinir ağları lehine iyi sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir. Newton nümerik arama modelleri ise parametre tahmini için kullanıldığı, finansal tahmin yöntemi olarak bu zamana kadar kullanılmadığı gözlenmiştir.

Bu çalışmada; ekonomik açıdan önemli bir gösterge niteliğinde olan, ekonomik ve siyasi dalgalanmalardan en çok etkilenip en hızlı tepkiyi veren İMKB 100 endeksine ilişkin öngörü modellemesi ve tahmin çalışması yapılmıştır. Bu modellemeler geleneksel zaman serileri, Newton nümerik arama yöntemleri ve yapay sinir ağları ile gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Bu bağlamda, çalışmanın birinci bölümünde finansal piyasalar, para piyasası araçları ve bunların fonksiyonları ile menkul kıymet piyasaları ile ilgili bilgiler aktarılmış, menkul kıymetler hakkında tanım ve kavramlar verilmiştir. Yine bu bölümde İMKB tahmin yöntemlerine ilişkin kısa bilgiler aktarılmıştır. Sonraki bölümde öngörü modellemesinde kullanılan ARMA (p,q), Newton modelleri ve yapay sinir ağları geri yayılım algoritması ile ilgili teorik bilgi aktarılmıştır. Daha sonraki bölümde öngörü modellemesi çalışmaları ile elde edilen sonuçlara yer verilmiştir. Son bölümde ise elde edilen bu sonuçlara ilişkin değerlendirmeler ve karşılaştırmalar yapılmıştır.

Genel olarak değerlendirildiğinde Newton nümerik arama modelleri finans alanında İMKB 100 endeksinin tahmininde ilk kez kullanılacak ve diğer tahmin modelleri olan yapay sinir ağları ve geleneksel zaman serileri ile sonuçları karşılaştırılacaktır. Literatür

arařtırmasından hareketle Newton yönteminde doğrusal olmayan parametre tahminlerinde uygun başlangıç değeri ataması ile %90'ların üzerinde iyi sonuçlara ulařtığı gözlenmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. FİNANSAL PİYASALAR

1.1. FİNANSAL PİYASALARIN TANIM VE İŞLEVLERİ

Finansal piyasalar tasarruf sahiplerinin ellerindeki fonları, tasarruf açığı içinde bulunanların kullanımına sunmalarına aracılık eden piyasalardır (Seyidođlu, 2005: 285). Finansal piyasaların fonksiyonları fonların arz edenlerden talep edenlere akışını sağlamak, menkul kıymetleri likide çevirmek, bunların fiyatını oluşturmak, fonları ve ekonomik kaynakları tahsis etmektir (Ceylan ve Korkmaz, 2004:7).

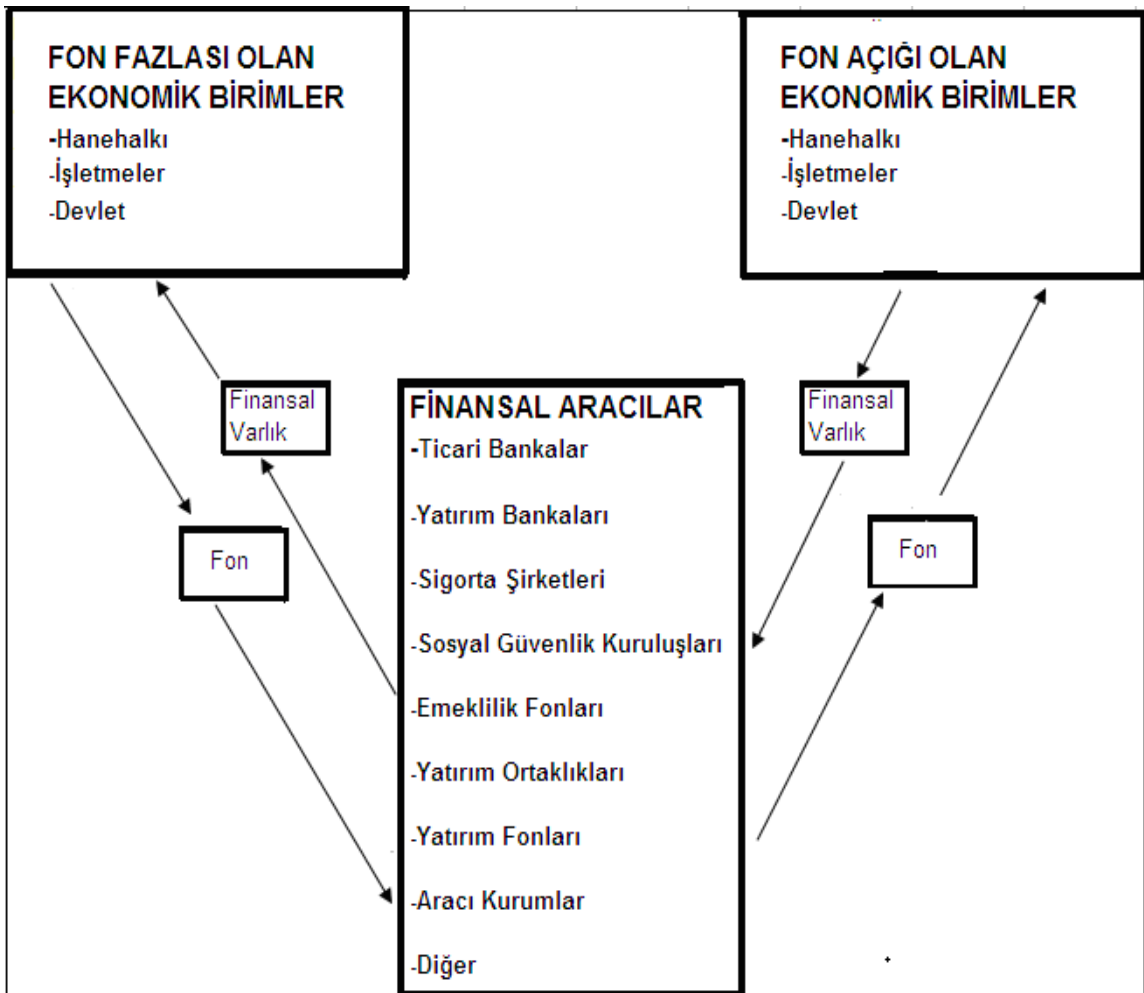
Finansal piyasaların en önemli özelliđi likidite özelliđine sahip olan varlıkları piyasadaki bedeli karşılığında likit varlık ve kaynaklar haline dönüştürmesidir. Dolayısıyla herhangi bir finansal varlık ya da kaynak finansal piyasalar aracılığı ile kısa süre içerisinde eşit değerli bir varlığa kolaylıkla dönüşebilmektedir.

Fon arz eden tasarruf sahipleri ile fon talep eden ya da fon talebine aracılık eden yardımcı kuruluşlar yatırım ve finansman araçlarını alıp satarak sınırları belirlenmiş olan hukuki ve idari bir yapı içerisinde işlem gerçekleştirirler. Şekil 1.1 finansal piyasalarda fon akışının nasıl gerçekleştiđini, aracılarn alıcıların ve satıcıların kimler olduğunu göstermektedir.

Finansal piyasalarda tanımında geçen fonksiyonunun yanı sıra üç temel ekonomik fonksiyon bulunmaktadır. Birincisi, alıcı ve satıcıyı bu piyasalarda karşı karşıya getirdiđinden alım satımı yapılan finansal varlığın fiyatının oluşmasına yardımcı olması ikinci ekonomik fonksiyonu ise, finansal varlığı satmak isteyen yatırımcı için ona uygun bir mekanizma sunmasıdır. Bu sayede finansal pazarlar, koşullar zorlandığında yada satmanın avantajlı olduđu durumlarda yatırımcı için çok önem taşıyan likidite imkanı sağlamaktadır.

Finansal piyasaların üçüncü ekonomik fonksiyonu da işlem maliyetlerini azaltmasıdır. Bu maliyetler finansal varlık almayı yada satmayı düşünen birinin karşı tarafı bulmak için harcadığı zaman bilgi maliyetleridir (Konuralp, 2005:12).

Finansal piyasalar temin edilen fonların arz ve talep sürelerine göre para piyasaları ve sermaye piyasaları olarak ikiye ayrılır. Para piyasaları genellikle bir yıla kadar olan kısa vadeli fonların, sermaye piyasaları ise bir yıldan daha uzun süreli fonların arz ve talebinin karşılaştığı piyasa türleridir.

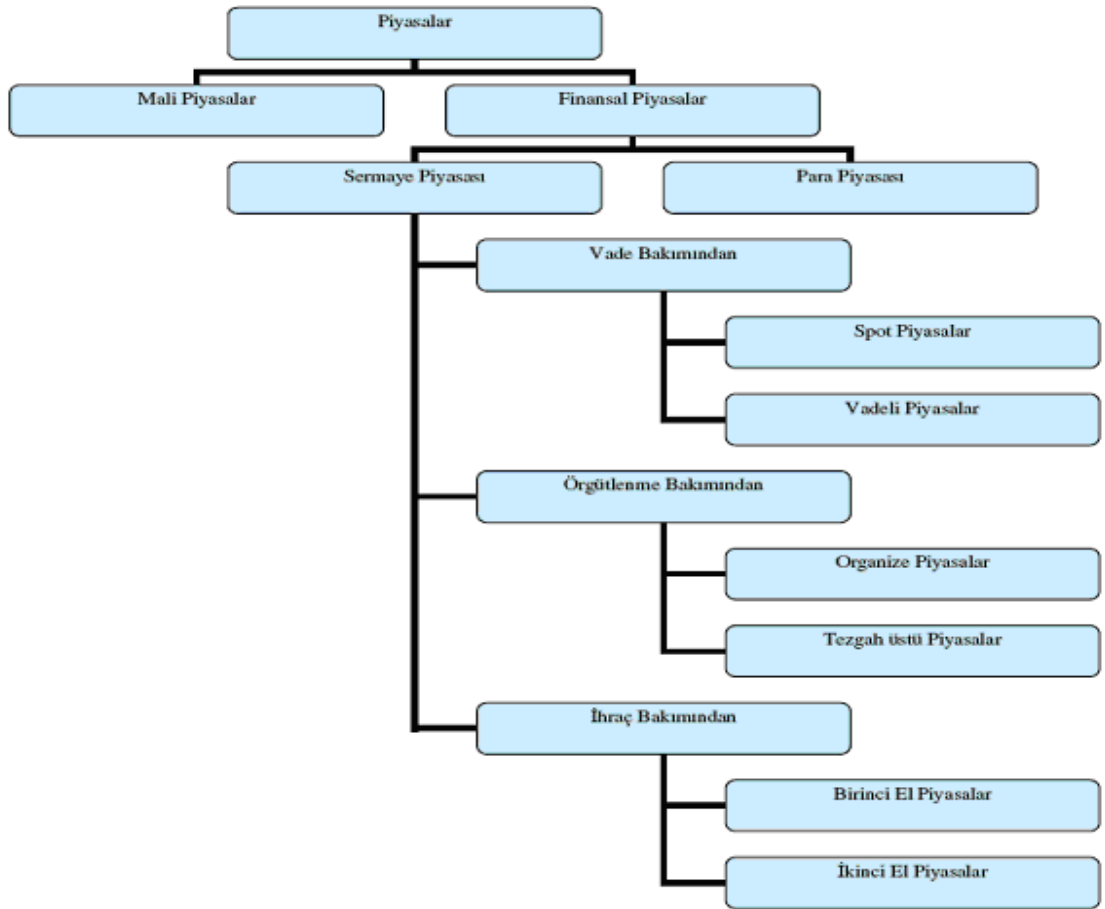


Şekil 1.1. Finansal Piyasaların İşleyişi (Konuralp, 2005:13)

Finansal piyasalar;

- Para ve sermaye piyasaları,
- Birincil ve ikincil piyasalar,
- Organize ve tezgahüstü piyasalar,
- Ulusal ve uluslar arası piyasalar,
- Spot ve vadeli pazarlar,
- Opsiyon piyasaları,
- Futures (vadeli) piyasalar olmak üzere sınıflandırmaya tutulurlar (Konuralp, 2005).

Şekil 1.2’de piyasaların mali ve finansal piyasalar olmak üzere ayrımı görülmektedir. Finansal piyasalar ise sermaye para piyasaları olmak üzere ikiye ayrılırlar. Piyasa türlerine ilişkin genel tanım ve açıklamalar yer alacaktır.



Şekil 1.2. Piyasalar ve Türleri (Sayılğan, 2004: 4)

1.1.1. Para Piyasaları

Kısa süreli fon arz ve talebinin karşılaştığı piyasaya para piyasası denir. Para piyasasının temel özelliği, bu piyasaların kısa süreli fonlardan oluşmasıdır. Para piyasalarında süre veya vade bir yılı aşmamaktadır. Para piyasasının araçlarını ticari senetler, kaynaklarını ise çeşitli mevduatlar oluşturmaktadır. Para piyasalarından sağlanan fonlar genellikle kredilerdir ve bu krediler firmaların dönen varlıklarının finansmanı için kullanılmaktadır (Özdemir, 1999: 364). Para piyasasının önemli özelliği, kısa vadeli kredi vermek, ancak kredi veren ile alan kişinin şahsi ilişkisinin olmamasıdır (Ceylan, 1995: 284).

Para piyasaları kendi içlerinde organize olmuş (örgütlenmiş) ve organize olmamış (örgütlenmemiş) para piyasaları olarak ikiye ayrılır.

1.1.1.1. Örgütlenmiş ve Örgütlenmemiş Para Piyasaları

Örgütlenmiş para piyasaları, işlemlerin belirli kurallara göre yapıldığı piyasalar olup, ticari bankalar bu piyasalara en iyi örnektir. Çünkü işletmenin nakit ihtiyacı çoğunlukla ticari bankalar tarafından karşılanmaktadır. Bankalar ekonomi içinde önemli kurumlar olup, tasarruf sahiplerinin fonları ile borçlanarak piyasaya fon oluştururlar. İşletmeler de nakit ihtiyaçlarının büyük kısmını bankaların oluşturmuş oldukları bu fonları kullanarak karşılarlar (Kayalidere, 2002 :25).

Örgütlenmemiş para piyasaları ise diğerinin tam tersine yasal düzenlemelerin ve bankalar sisteminin dışında kalan piyasalardır. Örgütlenmiş piyasalardaki bu aktörlerin yerini bu kişiler almıştır. Bankalar dışındaki para piyasaları kurumları da yatırım araçlarını kullanarak işletmelere fon temin etmektedirler. Poliçe, çek, bono piyasa aracı kullanılmakla beraber, fon arz edenler belli kişi veya kurumlardır (Kayalidere, 2002 :25).

1.1.2. Sermaye Piyasaları

Sermaye piyasaları dar anlamı ile hisse senedi, tahvil ve benzeri menkul değerlerin alınıp satıldığı; geniş anlamda ise orta ve uzun vadeli kredi arzı ile talebinin karşı karşıya

geldiđi bir piyasadır (Günlük, 1984 :191). Söz konusu piyasalar için hisse senedi, tahvil ve benzeri pazarlanabilir menkul kıymetlerin alınıp satıldığı yerler tanımı yapılabileceđi gibi işletmelerin uzun vadeli borç ve özkaynak sermayelerinin karşılandığı yerler tanımı da yapılabilmektedir (Ceylan, 1995 :285).

Yukarıdaki tarifiñ içine girmeyen her türlü sermaye hareketleri, örneđin para, kredi, döviz, altın, ticari senet gibi doğrudan doğruya veya dolaylı olarak fon transferlerine sebep olan bütün alışverişler sermaye piyasasından daha geniş bir kavram olan finansal piyasanın çerçevesi içinde kalır. Bu sebeple sermaye piyasası finansal piyasanın bir parçasıdır (Taştı, 2007 :4).

Sermaye piyasalarına genellikle uzun vadeli sabit yatırımların ve çalışma sermayesinin süreklilik gösteren kısmının finansmanı için başvurulduğundan, bu kaynakların uzun süre devamlılık arzeden kişisel ve kurumsal tasarruflardan oluşması ve bunların vadelerinin uzun olmasından dolayı faiz oranı ve riski yüksektir (Büker ve diđerleri, 1997 :420).

Vade bakımından sermaye piyasaları Spot ve Vadeli piyasalar olarak iki kısma ayrılır.

1.1.2.1. Spot ve Vadeli Piyasalar

Spot piyasalar; belirli bir miktarda bir mal veya kıymetin ve bunların karşılığı olan paranın işlem sonrasında el deđiştirmesini sağlayan piyasalardır. İMKB bünyesinde faaliyet gösteren Hisse Senetleri Piyasası ve Tahvil, Bono piyasaları spot piyasalara örnek gösterilebilir.

Vadeli piyasalar ise ilerideki bir tarihte teslimatı yapılmak üzere herhangi bir mallın veya finansal aracın, bugünden alım satımının yapıldığı piyasalardır. Vadeli piyasaların tanımı, forward, swap, futures ve opsiyon işlemlerinin tamamını içermektedir (Örten R., Örten İ, 2001:287)

1.1.2.2. Birincil Piyasa ve İkincil Piyasa

Fon sahipleri menkul kıymetleri iki piyasadan elde edebilirler. Bunlar birincil piyasa ve ikincil piyasa olarak tanımlanmaktadır.

Tasarruf sahiplerinin ilk kez ihraç edilen menkul kıymetleri aldıkları piyasa birincil piyasa olarak adlandırılır. Birincil piyasada dolaşıma ilk defa çıkarılan hisse senetleri ve tahviller el değiştirmektedir (Başoğlu ve diğerleri: 2009, 17). Tasarruf sahipleri ilk defa ihraç edilen menkul kıymetleri ihraç eden şirketten temin edebilecekleri gibi aracı kurum vasıtasıyla da alabilirler.

Menkul kıymetleri ihraçtan satın alanlar bunları likite döndürmek için satmak istediklerinde ikincil piyasada işlem gerçekleştirirler. İkincil piyasa ihraç edilmiş olan menkul kıymetlerin alınıp satıldığı piyasa olarak tanımlanır. Sermaye piyasalarında en büyük faaliyet ikincil piyasalarda gerçekleşir. (Başoğlu ve diğerleri: 2009, 18).

Birincil piyasalar daha çok sermaye piyasası bilinciyle, ikincil piyasalar ise daha çok menkul kıymet piyasaları bilinciyle çalışır. Birincil piyasada uzun vadeli fonların tasarruf sahibinden firmalara geçmesi söz konusudur ve birincil piyasada yapılan tahvil ve hisse senedi satışları sonucu ihraç eden işletmeye yeni sermaye girişi olur. Oysa ikincil piyasada el değiştiren menkul kıymetlerden sağlanan fonların bunları ihraç eden işletmelerle ilgisi yoktur.

İkincil piyasaların iyi çalışabilmesi için;

- Fiyat ve işlem hacmi ile ilgili olarak, geçmişe ilişkin ve mevcut arz ve talebe ilişkin zamanında ve doğru bilgilerin sağlanması,
- Likiditenin varlığı,
- İşlem maliyetlerinin mümkün olduğunca düşük olması,

Fiyatların yeni bilgiler ışığında güncellenmesi gerekir (Başoğlu ve diğerleri: 2009, 19).

Sermaye piyasası araçları menkul kıymetler ve diğer sermaye piyasası araçları olmak üzere iki kısımda değerlendirilir.

1.1.2.3. Organize ve Organize Olmamış Sermaye Piyasaları

Belirli bir mekanın olduğu, belirli kurallar dahilinde finansal varlıkların el değiştirdiği piyasalara organize piyasalar denir. Organize sermaye piyasalarına en iyi örnek menkul kıymet borsaları verilebilir. Bu piyasalarda kişi ve kurumlar doğrudan doğruya menkul kıymet alım ve satımı yapamazlar. Borsada alım ve satımlar aracı kurumlar aracılığı ile belirli kurallara göre borsa yönetiminin kontrolü altında yapılmaktadır.

Menkul kıymetlerin alım ve satımında belirli bir mekanın, belirli kural ve düzenlemelerin söz konusu olmadığı piyasalar organize olmamış piyasalar olarak adlandırılmaktadır.

1.1.3. Menkul Kıymetlerin Tanımı ve Unsurları

Menkul kıymetler (MK), ortaklık veya alacaklılık sağlayan, belirli bir meblağı temsil eden, yatırım aracı olarak kullanılan, dönemsel gelir getiren, misli nitelikte ve seri halde çıkarılan ibareleri aynı olan ve şartları Kurul'ca belirlenen kıymetli evraktır. (Anonim, Md:3)

Yukarıdaki tanıma göre MK'nın unsurları aşağıda belirtilmektedir.

- i. MK'nın tanımında en önemli unsur kıymetli evrak niteliğinde olmalarıdır. Kıymetli evrak niteliğindeki bir belgenin temsil ettiği hak belgeden ayrı olarak kullanılamayacağı ve devredilemeyeceği gibi, hakkı elde tutarak belgeyi devretmek de mümkün değildir. Bu hak ancak senet ibraz edilerek kullanılır ve devredilerek devredilir.
- ii. Standart ve şekil meblağı, misli nitelikte ve belirli şekil şartlarına haiz kıymetlerdir.
- iii. Çok sayıda ihraç edilip, halka arz edilen kitle senetleridir. Bono, poliçe gibi tek bir ticari ilişki için düzenlenemezler.
- iv. Az veya çok devamlılık arzeder, alacak veya ortaklık haklarını temsil ederler.
- v. Periyodik (dönemsel) gelir sağlarlar.
- vi. Her birinin bir itibari değeri (nominal-üzerinde yazılı), bir de piyasada arz ve talebin olduğu piyasa değeri vardır.

- vii. Tahviller, ihraç eden tüzel kişi tarafından vade sonunda nominal değer üzerinden ödendikleri için piyasa değerleri genellikle nominal değer in fazla altında veya üstünde oluşmaz.
- viii. Menkul kıymetler nama (registered) ve hamiline (bearer) yazılı olabilirler. Hamiline yazılı kıymetler para gibidir, kimin elinde ise onun malı sayılır, sadece teslimle sahip değiştirir. Nama yazılı kıymetlerde ise ciro hanesi vardır, buraya ciro işlemi kaydedilir.
- ix. Yatırım amacı ile kullanılır (Anonim, 2008).

Menkul kıymetler olarak hisse senetleri, hisse senedi türevleri, geçici ilmühaberler, yeni pay alma kuponları, tahviller, tahvil türevleri, tahvil faiz kuponları, hazine bonoları, katılma intifa senetleri, kar ve zarar ortaklığı belgeleri, banka bonoları, banka garantili bonolar, finansman bonoları, varlığa dayalı menkul kıymetler, gelir ortaklığı senetleri, gayrimenkul sertifikaları, tertip halinde çıkarılan ve 2 yıl veya daha uzun süreli ipotekli borç ve irat senetleri, borsa yatırım fonu katılma belgeleri, içtüzüğünde kurucu dışındaki aracı kuruluşlarca serbestçe alım satımı öngörülen A tipi yatırım fonu katılma belgelerini sayabiliriz.

Menkul kıymet çeşitleri arasında sayılan hisse senetleri hakkında bu tezde geniş teorik bilgiye yer verilmemiştir. Bu konu hakkındaki detaylı bilgiler TSPAKB (Türkiye Sermaye Piyasası Aracı Kuruluşlar Birliği) Sermaye Piyasası Mevzuatı, İlgili Mevzuat ve Etik Kuralları 2007 ve Bolak (2001) Sermaye piyasası Menkul Kıymetler ve Portföy Analizi, Sayılğan (2004) Finansal Piyasalar ve Finansman Teknikleri kaynaklarından elde edilebilir.

1.1.4. Menkul Kıymet Borsaları Ve İşlevleri

Menkul kıymet piyasaları hisse senedi ve tahvil gibi uzun vadeli yatırım araçlarının alınıp satıldığı yerdir. 1950'lerden sonra dünya pazarlarının globalleşmesi, iletişim olanaklarının artması, bilgisayar teknolojilerinin gelişmesi ve birçok ülkede finansal kurumların pazara girmelerinin kolaylaşması tüm dünyada menkul kıymet piyasalarının gelişimine katkı sağlamıştır. Menkul kıymet yatırımcılarının, yatırımlarını en kolay paraya

dönüştürebildikleri yer menkul kıymet borsalarıdır. Menkul kıymet borsalarında işlem gören kıymetlerin fiyatları değişiklik gösterebilir. Borsada değeri artan menkul kıymetler işletmelerin de değerini artırmaktadır. Piyasada menkul kıymet borsalarının 5 fonksiyonunun ekonomik büyüme sağladığı görülmektedir. Bunlar;

- i. Likidite fonksiyonu,
- ii. Risk farklılaştırması,
- iii. Bilgi yönetimi,
- iv. İşletme denetimi,
- v. Tasarruf birikimi fonksiyonlarıdır (Müslümov, 1998: 45).

Türkiye’de sermaye piyasasının kuruluşu yakın zamana dayanmaktadır. Zaten 1980’li yıllara kadar makroekonomik fiyatların önemli bir bölümünün devlet eli ile belirlendiği kapalı bir kambiyo rejimi altında devlet öncülüğünde bir büyüme modeli izlenmekteydi (Kaya, 1998: 54). Liberal ekonomi anlayışının yayılmaya başladığı dönem 1980-1989 yıllarını içine alan iç finansal liberalizasyon kararını içinde barındıran Sermaye Piyasası Kanununun çıkarılması ve 32 sayılı karar olarak adlandırılan ve 1989 yılında alınan dış finansal serbestleşme dönemleridir. 1981-1986 yılları arasında sermaye piyasasının alt yapı hazırlık çalışmaları yapılmış ve 2499 sayılı Sermaye Piyasası Kanunu ile menkul kıymetler borsasına yeni bir düzen oluşturulmuştur (Nazlıgül, 2006:42). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası, menkul kıymetlerin güven ve istikrar içinde işlem görmesini sağlamak amacı ile 26 Aralık 1985’te kurulmuş, 3 Ocak 1986 tarihinde faaliyete geçmiştir. İMKB, kurulduğu günden bu yana kadar Türk sermaye piyasalarının ve Türkiye ekonomisinin gelişimine katkıda bulunmaktadır. 91 sayılı KHK’ya dayandırılarak kurulan İMKB özerk ve mesleki bir kurum olup, kamu tüzel kişiliğini haizdir. İMKB yetkili olduğu konu ve alanlarda kendi yasal düzenlemelerini yapabilmektedir. İMKB üyelerinden oluşan Genel Kurul, borsanın en üst karar organıdır. İMKB Yönetim Kurulu, Başkan ve dört üyeden oluşmaktadır. Başkan üçlü kararname ile atanırken, yönetim ve denetim kurulu üyeleri İMKB Genel Kurulu tarafından seçilmektedir. (www.imkb.gov.tr)

İMKB'nin kuruluşunun ardından sermaye piyasalarında yapılan yeni düzenlemeler kısa ve uzun vadeli sermaye akımlarının gerçekleşmesini sağlamıştır. Özellikle kısa vadeli sermaye akımlarının hacminin günden güne artması spekülâtif hareketlerin yoğun olarak yaşanması sonucunu doğurmuştur. Aynı zamanda riskten kaçınan küçük ölçekli yerli ve yabancı yatırımcılar bu pazardan uzak durmuşlar ve İMKB spekülâtif kazanç elde etmeyi hedefleyen oyuncuların inisiyatifinde kalmış ve İMKB'nin beklentilerine uygun davranışlar sergilemesini sağlamışlardır.

1985 yılından itibaren sürekli olarak işlem hacmi bakımından ve kote olan şirket sayısı bakımından gelişme gösteren İMKB'de getiri elde etme beklentisi içerisinde olan yatırımcı için risk algılaması ve riskin azaltılması önemli bir durumdur. Menkul kıymetlerin getirisini hesaplama isteği finansal piyasaların kurulumundan itibaren günümüze kadar yatırımcılar ve akademisyenler tarafından işlenmiş bir olgudur. Genel olarak finansal varlıklar gerçek ekonomiden etkilenir. Dünyadaki varlık piyasalarının liberalleşmesi ve globalleşmesi ile birlikte faiz oranları, döviz kurları ve diğer varlık piyasaları birbirine yakinen bağlanmış ve hem sanayi kuruluşları hem de finansal kurumlar için risk düzeylerini kontrol altına almak ve bunları görüntülemek için ihtiyaç duyulan araçların sayısı artmıştır. Ticaret noktasından değerlendirildiğinde hisse senetleri piyasasındaki fiyat hareketlerinin gerçek ekonomik veriler ışığında yapılabiliyor olması, buna geleneksel zaman serileri ve diğer yumuşak hesaplama tekniklerinin imkan tanır hale gelmesi nedeni ile İMKB'deki endeks ve hisse senetlerine ilişkin getiri değerlerinin tahmini bu yüzden önemli hal almıştır. Özellikle kalkınma aşamalarında menkul kıymetler borsalarının fonksiyonları dikkate alındığında ekonomik durumun gerçek göstergesi olması, likidite fonksiyonu ve sanayideki yapısal değişikliklere yön verebiliyor olması bu deęişkene ait tahmin çalışmalarının piyasayı aydınlatıcı ve yönüne ilişkin bilgi verici özelliğini ortaya koymaktadır.

1.1.5. İMKB Analiz Yöntemleri

Sermaye pazarında yatırım yapan kişi ve kuruluşlar yatırım yaptıkları pazarı iyi tanımak ve takip etmek zorundadırlar. Bu zorunluluęu gidermek için bireysel ve kurumsal tüm yatırımcılar genel ekonomi, sektörler ve yatırım yaptıkları kuruluşlar ile ilgili olarak

tüm ekonomik ve finansal bilgileri doğru ve hızlı bir şekilde temin etmelidirler. Ekonomik analizde kabul edilen en önemli varsayımlardan birisi Etkin Piyasa Hipotezi (EPH)'dir. Bu varsayıma göre piyasada faaliyet gösteren tüm ekonomik aktörler piyasa koşullarından, mal ve hizmet fiyatlarından haberdar olabilmekte ve bilgilere kolayca ulaşabilmektedir. Bu doğrultuda EPH temel olarak içinde bulunulan zamanın herhangi bir anında finansal varlıkların var olan bütün bilgiyi yansıttığı ve yeni bir bilgi girişi halinde de derhal finansal varlık fiyatlarına yansıtacağı görüşünü savunmaktadır (Anonim, 2009: 9)

Etkin piyasa kavramının oluşumunda finansal varlıkların fiyat ve getirilerinin davranışı temel gösterge olmuştur. EPH; fiyatı belirleyen faktörlerden hiçbirisinin bireysel olarak fiyatları etkileyemeyeceği kadar yüksek miktarda alıcı ve satıcı olduğu, işlemcilerin tüm ulaşılabilir bilgilere aynı anda ve simetrik olarak benzer maliyetlerle ulaşabildiği ve işlem maliyetinin de son derece düşük olduğunu varsayar (Bolak, 1994: 61).

Ekonomik verilere birçok kişi ve kuruluşun ulaşabilmesi, ekonominin gelişmişlik düzeyi ile yakından ilgilidir. Gelişmiş ülkelerde sermaye pazarlarında bilgi akışı çok çeşitli düzenli olarak sağlanmaktadır. Bu kanallar bazen resmi bazen de özel kanallardan oluşur. Buna karşılık gelişmemiş ülkelerde ise bilgi akışı düzensiz ve eksik bilgilere dayanır ve yatırımcıların doğru karar vermeleri önündeki en büyük engellerden birini teşkil eder (Anonim, 2009: 10).

Aslında piyasa tahmini ilginç bir konudur. Bu görevi yerine getirebilecek literatürde tartışılmış ve denenmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Genel olarak bu başlık altında en sık kullanılan 4 yöntem hakkında bilgiler aktarılacaktır. Bunlar; temel analiz, teknik analiz, geleneksel zaman serisi ve vektör makineleri öğrenme yöntemidir (Doğan, 2006 :17).

1.1.5.1. Temel Analiz

Temel analiz genel olarak fiyat üzerinde arz ve talebin etkilerini değerlendirmede kullanılır. Tahvil fiyatlarını etkileyen tüm faktörler tahvilin beklenen değerini belirlemede önemlidir. Eğer tahvilin piyasa değeri beklenen değerinin altında ise tahvil alım yönünde karar verilmesi beklenir, tam tersine tahvilin piyasa değeri beklenen değerinin üzerinde ise

tahvilin satılması beklenir. Bu faktörler genel olarak finansal rasyolar olarak adlandırılırlar ve bunlara örnek olarak Gayri Safi Milli Hasıla, Tüketici Fiyat İndeksi, Sanayi Üretim İndeksi ve Getiri Oranları verilebilir. Temel analiz piyasa hareketlerinin sonuçlarını inceleyen teknik analiz aksine piyasa hareketlerinin nedenlerini incelemektedir. Faiz Oranları Paritesi Teorisi ve Satın Alma Gücü Paritesi Teorisi temel analizde fiyat hareketlerini tahmin etmede kullanılan örnek teorilerdir (Doğan, 2006 :16).

Temel analizin kullanılan teoriler bakımından zayıf yönü sadece genellikle uzun dönemli trendleri tahmin edebilme özelliğine sahip olmasıdır. Temel faktörler genellikle fiyat hareketlerini açıklamada geç kalma eğilimindedirler ve genellikle fiyat hareketinden sonra geçerli neden olarak ilişkilendirilir (Doğan, 2006 :16).

Temel analiz birçok ekonomik veriyi bir araya getiren oldukça zahmetli bir analiz tekniğidir. Sıradan bir yatırımcı için bu bilgilerin elde edilmesi ve değerlendirilmesi oldukça zahmetlidir. Bu nedenle temel analiz kurumsal kimliği olan şirketler tarafından yapılır ve bireysel kullanıcıların hizmetine sunulur. Temel analiz menkul kıymetlerin seçiminde kullanılan en yaygın teknik niteliğindedir ve 3 aşamadan oluşur. Bu aşamalar;

- Ekonomi analizi,
- Sektör analizi,
- Şirket analizi,
- Kar analizi şeklinde sıralanabilir (Anonim, 2009: 10-23).

1.1.5.2 Teknik Analiz

Teknik analiz piyasa fiyat hareketlerinin gelecekteki fiyat trendini öngörebilmek için kullanılması olarak tanımlanır (Murphy, 1986: 71). Teknik analiz grafikler yardımı ile bir seansa ait fiyat, hacim, en yüksek ve en düşük fiyat gibi teknik verileri kullanarak gelecekteki hisse senedi hareketlerini tahmin eder. Fiyat grafikleri trendleri gözlemleyebilmek için kullanılır. Yani teknik analiz için önemli olan firmanın ne yaptığı değil, o firmaya ait hisse senedinin borsadaki performansdır. Teknik analizin odak noktası bu açıdan arz ve taleptir (Anonim,2009: 13).

Teknik analizi popüler kılan önemli nedenlerden birisi bir disiplin içerisinde yapıyor olması ve kar-zarar ilişkisi içerisinde değerlendirme yapmak sureti ile ticareti kontrol altında tutabilmesidir. Teknik analiz yöntemi ile sadece piyasa verilerini kullanarak hem kısa dönemli hem de uzun dönemli analiz yapma imkanı bulunmaktadır (Doğan, 2006 :15).

Teknik analiz daha çok alımdan sonraki birkaç gün veya birkaç hafta içerisinde kazanmayı amaçlayan spekülörler (trader) tarafından tercih edilir. Bu kişiler dışında uzun vadeli yatırımcılar (investor) ise teknik analizi, temel analize ek olarak zamanlama için kullanırlar. Temel analizi kullananların amacı genellikle uzun süreli yatırım sonucu temettü kazancı elde etmek, teknik analiz yapanların ise kısa sürede sermaye kazancı sağlamaktır. Temel analizciler teknik analizcilere göre daha çok veriyle ilgilenirler ve genellikle belli bir sektörle ilgilenirler (Anonim, 2009: 13).

Temel analizciler ilgilendikleri şirketlerin hisse senetlerinin gerçek değerini (intrinsic value) hesaplayıp piyasada oluşan fiyatlarla karşılaştırırlar ve buna göre alım satım kararı verirler. Bir hisse senedinin gerçek değeri, şirketin mali tablolarındaki kalemlerin, şirket yönetiminin, geçmiş dönemdekine ek olarak özellikle gelecekteki kar ve temettü rakamlarının ve çeşitli risklerin incelenip yorumlanması sonucu bulunur (Anonim, 2009: 57)

1.1.5.3. İstatistikî Tahmin Yöntemleri

Son yıllarda hızla gelişen zaman serileri analizi daha ziyade geleceği öngörmeye yönelik olarak kullanılmaktadır. Bu teknikler yardımı ile serilerin tahmin dönemi dışında geleceğe yönelik tavırlarının belirlenmesine çalışılır. Geleneksel zaman serisi tarihi veriyi analiz eder ve bu tarihi verinin doğrusal kombinasyon biçiminde gelecekteki yaklaşık değerini hesap etmeye çalışır. Temel olarak; burada bir değişkene ait doğrusal olmayan değerlerinin sürekli olarak geçmiş değerleri ile bağlantılı olarak bir model kurmaya çalışır. Ekonometride temel olarak 2 türde zaman serisi tahmin yöntemi bulunmaktadır. Bunlar; tek değişkenli ve çok değişkenli zaman serileridir (Bozkurt, 2007: 7).

İKİNCİ BÖLÜM

2. TAHMİNLEME YÖNTEMLERİ

Birçok tahmin işlemi öznel, tek değişkenli, çok değişkenli, son kullanıcı ve birleştirme yöntemi olmak üzere beş ana grupta toplanabilir. Sübjektif yaklaşımlar, karar, önsezi, tecrübe ve benzer bilgiler kullanarak, tahmini yapan kişinin geçmiş verileri göz önüne alarak veya almayarak yapacağı tahminlerdir. Tek değişkenli tahminler, zaman serisi analizi şeklinde, verilerin geçmiş gözlem değerlerine bağlı olarak yapılır. Çok değişkenli tahminler nedensel ilişkileri ortaya koymaya çalışır. Birleştirme metodu, değişik tahminleri birleştirerek yeni ve daha iyi tahminler elde etmeye çalışır (Yoldaş, 2006: 1-16). Son yıllarda indeks, getiri tahminleri için birçok yöntem geliştirilmiştir. Basit regresyon, zaman serisi analizi gibi geleneksel yöntemlerin yanı sıra teknolojiyle uyum içerisinde çalışan esnek bilgi işlem teknikleri de geliştirilmiştir. Yapay zekâ, Bulanık Mantık gibi yöntemler getiri ve indeks hesaplarında yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Endeks tahmini metotları genel olarak üç grupta toplanabilir. Bunlar istatistiksel metotlar, yapay sinir ağları ve bulanık mantıktır. Bu üç grubun melez birleşimi yöntemler kullanılarak yapılan tahmin çalışmaları az sayıda da olsa literatürde görülmektedir.

2.1. ZAMAN SERİSİ İLE TAHMİNLEME

Zaman serisi, bir değişkene ait zamanın belli düzenli periyotlarında ortaya çıkan nümerik verilerin kronolojik dizilimi ile oluşan veri setleridir. Zaman serilerine ilişkin veriler stokastiktir. Yani zamanın belli anlarında rastsal değerler alırlar ve aldıkları bu değerlerin önceden kesinleştirilebilmesi mümkün değildir. Zaman serileri yıllık, üç aylık ve hatta aylık olarak ölçülebileceği gibi günlük değerler şeklinde daha dar periyotlar halinde, ya da on yıllık periyotlar halinde daha geniş periyotlar şeklinde ölçümlenebilir.

Normal şartlar altında gerçekte nasıl bir fonksiyonel yapıya bağlı olarak oluştuğu tam olarak hiçbir zaman bilinmez. Bununla beraber ilgili serilere ilişkin çeşitli istatistiksel test ve analiz araçları kullanılarak elde edilen bulgular yardımı ile bu fonksiyonel formlara dair ipuçları sağlanabilir.

Zaman serilerinde bir analiz ve tahmin yöntemi olan Box-Jenkins tekniği, kesikli, doğrusal stokastik süreçlere dayanır. Otoregresif (Auto Regressive- AR), Hareketli Ortalamalar (Moving Avarage- MA), Otoregresif- Hareketli Ortalama (Autoregressive Moving Avarage-ARMA) ve bütünleşme otoregresif – Hareketli Ortalama (Auto Regressive Integrated Moving Avarage- ARIMA), Box-Jenkins tahmin modelleridir. AR (p), MA(q) ve bunların bileşimi olan ARMA (p,q) modelleri durağan süreçlere uygulanırken, ARIMA(p,d,q) modelleri durağan olmayan süreçlere uygulanmaktadır (Hamzaçebi, Kutay, 2004: 227-233).

Box-Jenkins yöntemi dört temel aşamadan oluşmaktadır. Bunlar;

- Model bulma aşaması,
- Parametre tahmin aşaması,
- Artık analizi aşaması,
- Gelecekle ilgili tahmin yapma aşaması olarak isimlendirilir (Günay ve diğerleri, 2007: 68-77).

2.1.1. Model Kurma Aşaması

Box-Jenkins ile model kurma aşaması cimrilik prensibine dayanır. Bu prensip verilerin özelliklerini yeterli olarak yansıtan bir model için mümkün olan en az parametrenin kullanılması olarak ifade edilir. Box ve Jenkins, tutumlu modellerin aşırı parametrelili modellerden daha iyi öngörüler ürettiklerini ileri sürmüş, ayrıca bunun daha pratik yöntem olduğunu savunmuşlardır (Sevüktekin, Nargeleçekenler, 2005: 164). Belirleme model kurmanın anahtarı niteliğinde ve ARMA sürecinin p ve q değerlerini belirleme sürecidir.

2.1.2. Parametre Tahmin Aşaması

p ve q mertebelerine uygun deneme niteliğindeki modeller belirlendikten sonra model parametrelerinin en iyi yani sapmasız, tutarlı ve etkin tahminlerin hesaplanması gerekmektedir. İstatistikte başlıca tahmin ediciler olarak En Küçük Kareler Tahmin Edicileri, En Çok Olabilirlik Tahmin Edicileri, Momentler Tahmin Edicileri ve Bayes Tahmin Edicileri kullanılmaktadır (Akdi, 2003: 115).

2.1.3. Artık Analizi Aşaması

Modelin elde edilen sonuçları üzerinde örnek içi öngörü hatalarının otokorelasyonlarını kullanarak belirleme ve parametre tahmin aşamaları sonucunda seçilen modelin seri için uygun olup olmadığını ortaya koymak amacı ile yapılmaktadır. Eğer modelin artıkları standart normal dağılımlı rastgele değişkenlerin dizisinden oluşan ak gürültü (white noise) süreci ise model iyi bir model olarak nitelendirilir. Burada modelin performans ölçütü Akaike Bilgi Ölçütü (Akaike Information Criterion- AIC) ve Bayesçi Bilgi ölçütüdür (Bayesian Information Criterion-BIC). Ölçüt istenilen düzeyde ise ileriye dönük tahminler yapılır, eğer istenilen düzeyde değilse model bulma aşamasına geri dönülerek aynı işlemler tekrarlanır. Performans ölçütü en iyi olan model için gelecekle ilgili tahminler yapılır (Demirel, 2009: 32).

2.1.4. Gelecek Tahmini Yapma Aşaması

Box-Jenkins yönteminin son aşaması gelecekle ilgili tahmin yapma aşamasıdır. Bu aşamada zaman serileri için öngörü değerleri elde edilir. ARMA modellerinde öngörü elde etmek için bir çok yöntem literatürde yer almaktadır.

N gözlemlili bir zaman serisi verilsin. $X_{n,k}$ ile zaman serisinin k dönem sonraki tahmin değeri gösterilsin.

$$X_{n+1} = \phi X_n + \phi X_{n-1} + Z_{n+1} + \theta_1 Z_n + \theta_2 Z_{n-1} \dots \dots \dots (2.1)$$

Burada X_n ve X_{n-1} gözlenmiştir. Z_n ve Z_{n-1} yerine de tahmin edilen artıklar temsil etmektedir (Günay ve diğerleri, 2007: 68-77).

2.2. ARMA MODELLERİ

ARMA modelleri sırasıyla AR, MA, ARMA ve ARIMA olmak üzere 4 modelden oluşmaktadır.

2.2.1. AR(p) Modelleri

AR(p) modelinde Y_t değeri, serinin p dönem geçmiş değerlerinin ağırlıklı toplamının ve rassal hata teriminin doğrusal fonksiyonudur. AR(p) modeli genel olarak aşağıdaki gibi gösterilmektedir.

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t \dots \dots \dots (2.2)$$

Burada Y_{t-1} , Y_{t-p} geçmiş gözlem değerleri ve Φ_1 , Φ_2, \dots, Φ_p geçmiş gözlem değerleri için katsayıları, δ sabit bir değer ve a_t 'de hata terimidir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004: 227-233). Hata burada tahmin edilmek istenen değişkene ait gerçek değer (hedef değer) ile tahmin edilen değer arasındaki farktır.

2.2.2. MA(q) Modelleri

MA(q) modelinde Y_t değeri, serinin geriye dönük q dönem geçmiş hata terimlerinin ve ortalamasının doğrusal fonksiyonudur. MA (q) modelleri genel olarak aşağıdaki gibi gösterilir.

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \dots \dots \dots (2.3)$$

Burada a_t , a_{t-1} , \dots , a_{t-q} hata terimlerini, θ_1 , $\theta_2, \dots, \theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları ve μ sürecin ortalaması olan bir sabiti göstermektedir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004: 227-233).

2.2.3. ARMA(p,q) Modelleri

ARMA (p,q) modelleri en genel durağan stokastik süreç modelleri olup, geçmiş gözlemlerin ve geçmiş hata terimlerinin doğrusal bir fonksiyonudur. ARMA (p,q) modelleri genel olarak aşağıdaki gibi gösterilir.

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \dots \dots \dots (2.4)$$

Yukarıdaki eşitlikte Y_{t-p} geçmiş gözlem değerleri ve $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ geçmiş gözlem değerleri için katsayıları, δ sabit bir değer ve a_t, a_{t-1}, a_{t-p} hata terimini, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları temsil etmektedir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004: 227-233).

2.2.4 ARIMA(p,d,q) Modelleri

Zaman serisinin durağan olduğu durumlarda, yani sürecin ortalamasının, varyansının ve kovaryansının zamana bağlı olarak değişmediği durumlarda ARMA(p,q) veya ARMA(p,q)'nun özel bir hali olan AR(p) ve MA(q) modellerinde uygun olanı kullanılabilir. Ancak gerçekte zaman serilerinin ortalamasının ve varyansının zamana bağlı olarak değişimi gözlenmektedir. Bu durum durağan olmayan durum olarak adlandırılır. Bu tip zaman serileri durağan hale getirildiğinde ARMA(p,q) modellerinin kullanımı uygun hale gelebilir. Durağanlaştırma işlemi fark alma işlemleri ile yapılabilir ve doğrusal trendi olan zaman serisinin birinci dereceden farkının alınması zaman serisini durağan hale getirir. Ancak zaman serisinin eğrisel bir trendi varsa ikinci dereceden farkının alınması ile seri durağanlaşabilir. Bu durumda model ARIMA(p,d,q) olarak ifade edilir. Burada d serinin durağanlaştırma parametresidir. (Hamzaçebi ve Kutay, 2004: 227-233). Bu çalışmada model ARMA(p,q) ile oluşturulacaktır. Çünkü model için durağanlaştırma işlemi uygulandığında 1. dereceden fark doğrusal bir trend oluşturmaktadır. Logaritması alınmış olan verilerin zaman serisi oluşturularak model belirlenmiş ve ARMA (1,1) ile İMKB'ye ilişkin tahmin modeli sınanmıştır.

2.2.5. Box-Jenkins (ARMA (p,q)) Modelleri İle İlgili Literatür Araştırması

Çuhadar (2006) çalışmasında turizm sektöründe talep tahmini için Box-Jenkins ARIMA (p,d,q) yöntemini kullanmıştır. Ocak 1992- Aralık 2005 döneminde Antalya iline gelen yabancı turist sayısı kullanılarak 2006 ve 2007 yıllarına ait turist sayısının tahminini gerçekleştirmiştir. Çalışmada Box-Jenkins (ARIMA) modelinin öngörü performansının oldukça iyi olduğu sonucu ortaya çıkmıştır.

Yıldırım ve Çakır (2010) çalışmasında yatırım kararları açısından finansal zaman serilerinde gelecek dönem değerinin tahmin edilebilmesi amacı ile kullanılmasının yatırımcıya büyük kolaylık sağladığı vurgusunu yaparak İMKB 100 endeksinin aylık ortalama değerlerinden hareketle endeks tahmini yapmışlardır. Bu çalışmalarında durağanlık testleri ve hipotez testleri yaptıktan sonra kullanılan ARMA (p,q) yönteminin başarılı sonuç elde ettiği sonucuna ulaşmışlardır.

Dobre ve Alexandru (2008) çalışmasında Romanya’da 1997-2007 yılları arasında gerçekleşen aylık işsizlik oranlarını kullanarak 2008 Ocak ayına ait işsizlik rakamını BOX-Jenkins yöntemini kullanarak tahmin etmişlerdir. Model performansı değerlendirildiğinde oldukça başarılı sonuç vermiş, ARMA modelinin doğrusal serilerde iyi tahmin verdiği gözlenmiştir.

2.3. NEWTON YÖNTEMİ

Lineer olmayan fonksiyonel (cebirsel, diferansiyel, integral vb.) denklemlerin incelenmesinde en çok kullanılan metotlardan birisi de Newton metodudur. İlk kez bu metot reel değişkenli ve reel değerli $F: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ fonksiyonu

$$F(x) = 0 \dots\dots\dots(2.5)$$

şeklinde denklemler için Newton tarafından ileri sürülmüş ve Banach uzaylarında verilen operatörlü denklemler için Leonid Vitaliyeviç Kantoroviç tarafından genelleştirilmiştir (Musayev, 1988: 41).

$F: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ fonksiyonunda olduğu gibi Newton metodunu skaler denklemler için inceleyelim. (2.5) denkleminin x^* kökü komşuluğunda F kesin artan ve yukarı dışbükey fonksiyon olsun. x^* köküne yeteri kadar yakın olan x_0 başlangıç yaklaşımı seçilerek $M_0(x_0, F(x_0))$ noktasında $y= F(x)$ eğrisine çizilen $y= F(x_0) + F'(x_0)(x-x_0)$ teğet denklemlerini yazalım. $F'(x_0) \neq 0$ olduğunda bu doğru ile x ekseninin kesiştiği nokta $x_1 = x_0 - \frac{F(x_0)}{F'(x_0)}$ olur. Sonra $M_1(x_1, F(x_1))$ noktasında $y= F(x)$ eğrisine çizilen teğet

denklemini ;

$$y = F(x_1) + F'(x_1)(x - x_1)$$

yazılır ve

$$x_2 = x_1 - \frac{F(x_1)}{F'(x_1)}$$

$F'(x_1) \neq 0$ olduğunda bu doğrunun x eksenine ile kesiştiği nokta bulunur.

$F'(x_{n-1}) \neq 0, n=2,3,\dots$ olduğunda bu işlem benzer şekilde devam ettirildiğinde

$$x_n = x_{n-1} - \frac{F(x_{n-1})}{F'(x_{n-1})}, n = 1, 2, \dots \dots \dots (2.6)$$

biçiminde tanımlanan $(x_n) \subset \mathbb{R}$ alt dizisi kurulmuş olur. $[x_0 - x]$ yeteri kadar küçük olduğunda (x_n) dizisi x^* köküne hızla yaklaşmış olur. Skaler denklem için verilen bu yöntem Newton teğetler metodu adı verilir (Boz, 2000: 30-38).

2.3.1. Banach Uzaylarında Lineer Olmayan Operatörlü Denklemler İçin Newton Metodu

Teorem 1: X ve Y Banach Uzayları ve $F : X \rightarrow Y$ lineer olmayan bir operatör olmak üzere

$$F(x) = 0 \dots \dots \dots (2.7)$$

Şeklindeki denklemi göz önüne alalım. F operatörü $r > 0$ yarıçaplı $S_r(x_0)$ yuvarında F -türevlenebilir olmak üzere sonraki yaklaşımların

$$x_n = x_{n-1} - [F'(x_{n-1})]^{-1} F(x_{n-1}), n = 1, 2, \dots \dots \dots (2.8)$$

formülleri (iterasyon prosesi) yardımı ile hesaplanması önerilir.

Sonsuz boyutlu uzaylar halinde $[F'(X_{n-1})]^{-1}$ ters operatörlerin bulunması, yeteri kadar karmaşık bir problem olduğundan (2.8) formülleri yardımı ile bulunan (x_n) dizisi yerine terimleri

$$x_n = x_{n-1} - [F'(x_{n-1})]^{-1}F(x_{n-1}), n = 1, 2 \dots (2.9)$$

biçiminde tanımlanan (x_n) dizisinin göz önüne alınması daha uygundur. (2.9) dizisini bulmak için $[F'(\cdot)]^{-1}$ ters operatörü her adımda değil, yalnız x argümanının tek bir $x=x_0$ değerinde bulunur. (2.9) dizisi (2.8) dizisine göre daha yavaş hızla yaklaşmasına rağmen hesaplama açısına göre (2.9) algoritmasından daha faydalıdır. Kaynaklarda (2.8) yerine esas, (2.9) yöntemine ise şekli değiştirilmiş Newton metodu adı verilir. Şimdi (2.8) ve (2.9) iterasyon proseslerinin yakınsaklığı ile ilgili şu teoremleri verelim.

Teorem 2: X ve Y Banach uzayları olmak üzere $F : X \rightarrow Y$ operatörü aşağıdaki koşulları sağlasın.

- 1) $r > 0$ ve $x_0 \in X$ olmak üzere $S_r(x_0) \subset X$ yuvarında F - türevlenebilirdir.
- 2) $F'(x)$ türevi $S_r(x_0)$ yuvarında $\ell > 0$ katsayısıyla Lipschitz koşulunu sağlar.
- 3) $F'(x): S_r(x_0) \rightarrow L(X, Y)$ operatörünün sürekli tersi var ve $\forall x \in S_r(x_0)$ için;

$$\|[F'(x)]^{-1}\| \leq m \dots \dots \dots (2.10)$$

olacak şekilde bir $m > 0$ sayısı vardır.

$$4) \|F(x_0)\| \leq n$$

bu durumda eğer

$$q = \frac{1}{2} m^2 \ell n < 1$$

ve

$$r' = mn \sum_{k=0}^{\infty} q^{2^k-1} < r \dots \dots \dots (2.11)$$

ise (2.8) denkleminin ve (2.9) denkleminin Newton iterasyon prosesinin yaklaştığı bir $x^* \in S_r(x_0)$ çözümü vardır ve terimleri (2.9) biçiminde tanımlanan (x_n) dizisinin x^* 'a yaklaşma hızı

$$\|x_n - x^*\| \leq mn \frac{q^{2^n - 1}}{1 - q^{2^n}}$$

eşitsizliği yardımı ile verilir.

Teorem 3: X Banach uzayı olmak üzere, $F: X \rightarrow X$ operatörü $S_r(x_0) \subset X$ yuvarında F - türevlenebilir ve $\forall x, y \in S_r(x_0)$ için

$$\|F'(x) - F'(y)\| \leq l \|x - y\| \dots\dots\dots (2.12)$$

olacak şekilde $l > 0$ sayısı mevcut olsun. Ayrıca $F'(x_0) \in L(X)$ operatörünün $[F'(x_0)]^{-1}$ tersi mevcut ve

$$\|[F'(x_0)]^{-1}\| \leq m, \quad \|[F'(x_0)]^{-1}F(x_0)\| \leq n,$$

olacak şekilde $m > 0, n > 0$ sayıları var olsun. Eğer $2m\ell n < 1$ ve

$$r_0 = \frac{1 - \sqrt{1 - 2m\ell n}}{m\ell} \leq r$$

ise (2.11) denkleminin $x^* \in S_r(x_0)$ tek bir çözümü vardır ve terimleri (2.11) biçiminde tanımlanan Newton iterasyon prosesi x^* çözümüne

$$\|x_n - x^*\| \leq \frac{(1 - \sqrt{1 - 2m\ell n})^n}{\sqrt{1 - 2m\ell n}} mn$$

hızla yaklaşır (Boz, 2000: 36-46).

2.3.3. Newton Yöntemi İle İlgili Literatür Araştırması

Ekinci (2009) çalışmasında lineer olmayan diferansiyel denklemlerin yaklaşık çözümünü Newton yöntemi ile incelemiştir. Ekinci çalışmasında Newton metonunda kullanılacak fonksiyonların türev alma işlemleri için gerekli olan Fresho ve Gato türevleri üzerinde durmuş, daha sonra lineer olmayan diferansiyel denklem sistemlerine ve integral denklemlere uygulamasını gerçekleştirmiştir. Çalışmasında Newton metodu ile bazı problemlerin ve denklem sistemlerinin çözümünü anlatmıştır. (Ekinci, 2009: 30-45) Boz (2000) çalışmasında lineer olmayan regüler integral denklemlerin Newton Metodu ile çözümlerinin varlığı ve tahmini çözümlerinin bulunması problemlerini incelemiştir. İntegral denklemlerin belli tahmini çözüm yöntemlerinden, ardışık yaklaşımlar, Fredholm determinantlar, ardışık çekirdekler yöntemleri ile bunlara ait çözüm yollarını irdelemiştir.

Akyol (2006) çalışmasından doğrusal olmayan ekonometrik modellerin genetik algoritma ve Newton direk sayısal arama yöntemleri ile tahmini uygulamasını gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada üssel bir fonksiyon için farklı yöntemler kullanılarak parametre tahminleri yapmış, Newton yöntemi ile genetik algoritma yöntemi sonuçları karşılaştırıldığında modelin açıklayıcılığı her ikisinde de %97 oranında bir sonuç vermiştir. Bu da doğrusal olmayan modeller için Newton yönteminin genetik algoritma yaklaşımına ikame edilebilecek bir yöntem olduğu sonucunu ortaya çıkarmıştır.

Genel olarak değerlendirildiğinde Newton sayısal arama yöntemlerinin lineer ve lineer olmayan denklem çözümlerinde kullanıldığı literatür araştırmalarında gözlenmiştir. Bu çalışmada Newton yöntemi finans alanında İMKB 100 endeksinin tahmininde ilk kez kullanılacak olup, diğer yöntemler olan YSA ve İstatistiksel modeller ile sonuç karşılaştırması yapılacaktır. Literatür araştırmalarından hareketle doğrusal olmayan parametre tahminlerinde uygun başlangıç değerleri ataması ile %90'ların üzerinde iyi sonuçlara ulaştığı gözlenmiştir.

2.4. YAPAY SİNİR AĞLARI

2.4.1. Yapay Zeka

Öğrenme ve çevreye uyabilme yeteneğinin koşulu zeki olmaktır. Düşünme yeteneği ve zekâ; beynin ve merkezi sinir sisteminin görevidir. Beyni hasara uğramış birçok kişide öğrenme ve çevreye uyumda bazı sorunlar olduğu gözlemlenmiştir (Trippi ve Turban, 1996: 4).

İnsan beyni dünyanın en karmaşık makinesi olarak kabul edilebilir. İnsan beyni sayısal bir işlemi birkaç dakikada yapabilmesine karşın, idrak etmeye yönelik olayları da çok kısa bir sürede yapabilir. Bilgisayarlar çok karmaşık sayısal işlemleri anında çözümlayebilmelerine karşın idrak etme ve deneyimlerle kazanılmış olan bilgileri kullanabilme noktasında yetersiz kalmaktadırlar. Dolayısıyla insan beynini bilgisayardan üstün kılan temel özellik sinisel algılayıcılar vasıtası ile kazanılmış ve görelî olarak sınıflandırılmış bilgileri kullanabilmesidir. Bu durumda akla gelen soru şu olmaktadır: Bilgisayarlar da insan beyni gibi idrak ve algı yeteneği noktasında geliştirilebilir mi? Uzman sistemler, bulanık mantık, genetik algoritma ve yapay sinir ağları gibi yapay zeka alt dalları özellikle son yıllarda geniş bir araştırma ve uygulama alanı bulmaktadır (Elmas, 2003: 47).

Uzman sistemler; gerçekleşmekte olan bir olay ya da durum hakkında zeki kararlar alan veya zeki öneriler teklif edebilen sistemlerin düzenlenmesi gibi, uzmanların yetenekleri sayesinde bilgi tabanlı elemanların bilgisayar içinde düzenlenmesidir (Kurt, 1995: 5-7). Uzman bir sistemin bilgisi gerçekler ve sezgisel bilgilerden oluşur. Gerçekler, genel kabul görmüş ve söz konusu alandaki uzmanların üzerinde mutabık oldukları bilgi setinden oluşur. Sezgisel bilgi ise, daha çok uygulamayı yapan kişi özelinde olup iyi bir kararın göreceli olarak az tartışılan kuralları, akıl yürütme yeteneği, sorgulama kuralları gibi söz konusu alandaki uzmanlardan elde edilen bilgi setinin karakterize eder (Harmon ve diğerleri, 1988: 55).

Bulanık Mantık, bulanıklığı açıklayan mantıktır. Genellemek gerekirse; bulanık mantık üyelik derecelerini temel almış, ikili mantığın aksine çok değerli, matematik bir disiplindir. Bulanık mantık, yanlış veya doğru olma durumlarından çok, doğru olma durumunun olasılıklarına dayanır. Bulanık mantıkta matematiksel bir modele ihtiyaç duyulmaz (Ross, 1995).

Genel olarak yapay sinir ağları insan beyninin sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır. Yapay sinir ağları bir anlamda paralel bilgi işleme sistemi olarak düşünülebilir. Yapay sinir ağlarına bu bilgiler ilgili olaya ait örnekler üzerinde eğitilerek verilir. Böylelikle örnekler sayesinde açığa çıkan özellikler üzerinde çeşitli genellemeler yapılarak daha sonra ortaya çıkacak ya da o ana kadar hiç rastlanmamış olaylara da çözümler üretmektedir.

2.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Metodolojisi

Yapay sinir ağları; basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simüle etmek için tasarlanan programlardır. Simüle edilen sinir hücreleri nöronlar içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar; hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler (Kocabaş,1999).

Başka bir tanımlamada ise yapay sinir ağı, deneyime dayalı bilgiyi depolama ve bu bilgiyi kullanıma sunmaya yönelik doğal bir eğilim içinde olan yoğun paralel dağıtılmış bir işlemcidir. YSA iki açıdan insan beynine benzemektedir. Bilgi ağ tarafından bir öğrenme süreci aracılığı ile elde edilmektedir ve sinir hücreleri arasında sinaptik ağırlık olarak adlandırılan bağlar bilgiyi depolamakta kullanılır (Haykin, 1994: 7).

YSA'lar ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış birçok işlem elemanlarından oluşan matematiksel işlemlerdir. Bir işlem elemanı aslında sık sık transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem elemanı, diğer nöronlardan sinyalleri alır, bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkarır. Genelde işlem elemanları kabaca gerçek nöronlara karşılık gelirler ve bir ağ içinde birbirlerine bağlanırlar, bu yapı ise sinir ağlarını oluşturmaktadır (Yurtoğlu,2005: 5).

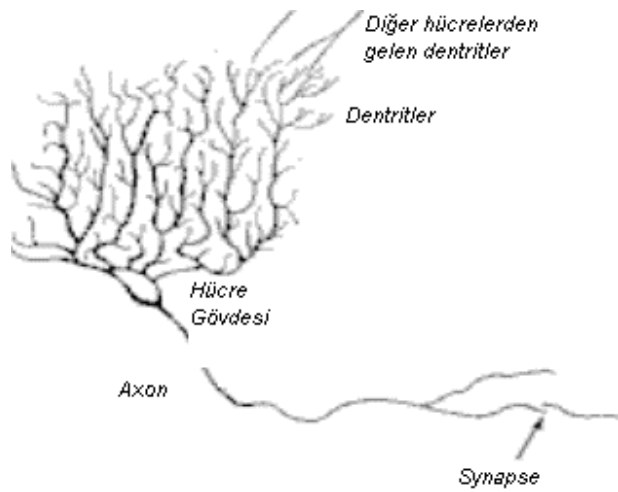
Yapay sinir ağıları insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilmekte, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme yetenekleri herhangi bir yardım olmadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Bu yetenekleri geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirmek oldukça zor veya mümkün değildir. O nedenle yapay sinir ağlarının, programlanması çok zor veya mümkün olmayan olaylar için geliştirilmiş adaptif bilgi işleme ile ilgilenen bir bilgisayar bilim dalı olduğu söylenebilir (Öztemel, 2006: 41).

2.4.3.Biyolojik Sinir Hücresi

Biyolojik sinir hücresinin yapısının ve çalışma sisteminin anlaşılması YSA'nın daha kolay anlaşılmasını sağlayacaktır. Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin bulunduğu üç katmanlı bir sistem olarak açıklanmaktadır. Bu katmanlar çevreden gelen sinyalleri elektriksel sinyallere dönüştürerek beyne ileten alıcı sinirler (neural receptors) beynin ürettiği elektriksel sinyalleri çıktı olarak uygun tepkilere dönüştüren tepki sinirleri ile alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yolu ile uygun tepkiler üreten Merkezi Sinir Ağı olarak sıralanır (Saraç, 2004: 26).

Sinir sisteminin bir parçası olan ve ortalama 1.5 kg ağırlığında olan insan beyninde tahminen 100 milyar kadar bir sinir hücresi ve 60×10^{12} sinaps bulunmaktadır (Freeman ve Skapura, 1991:44). Öğrenme, hatırlama, düşünme, algılama gibi tüm bilişsel davranışları da içeren her türlü insan davranışının temelinde nöron hücreleri bulunmaktadır (Kandell, 1991:71). İnsan beyni, çok hızlı çalışabilen mükemmel bir bilgisayar gibi görülebilir. Bir grup insan resmi içinden tanıdık bir resmi 100-200 mili saniye gibi kısa bir sürede fark edebilir. Hâlbuki geleneksel bilgisayarların böyle bir tanıma işlemini yapması çok daha uzun zamanlar alabilir. Bugün insan beyninin kapasitesinin çok küçük bir oranında kapasiteye sahip ve çalışabilen makine yapılısa olağanüstü bilgi işleme ve kontrol edebilme mekanizmaları geliştirmek ve mükemmel sonuçlar elde etmek mümkün olabilir. Biyolojik sinir ağlarının performansları küçümsenmeyecek kadar yüksek ve karmaşık olayları işleyebilecek yetenektedir. Yapay sinir ağları ile bu yeteneğin bilgisayara kazandırılması amaçlanmaktadır (Öztemel, 2006: 42).

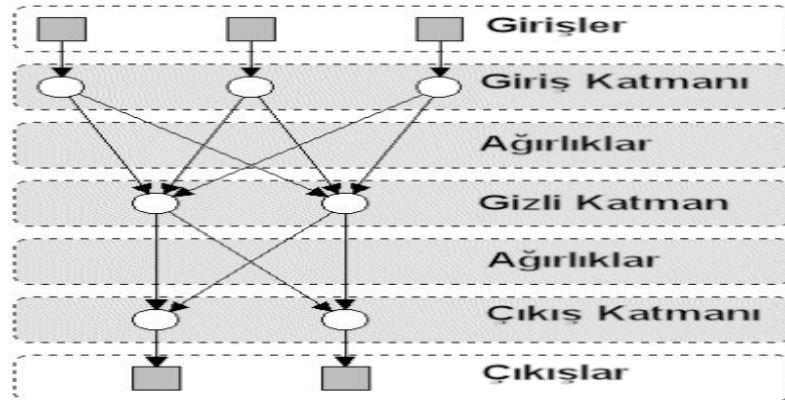
Bir sinir hücresi hücre gövdesi (soma), dentritler, aksonlar ve sinapslardan meydana gelmektedir. Sinapslar sinir hücreleri arasındaki bağlantılar olarak görülebilirler. Bunlar fiziksel bağlantılar olmayıp bir hücreden diğerine elektrik sinyallerinin geçmesini sağlayan boşluklardır. Bu sinyaller somaya giderler. Soma bunları işleme tabi tutar, sinir hücresi kendi elektrik sinyalini oluşturur ve axon aracılığı ile dentritlere gönderilir. Dentritler ise bu sinyalleri sinapslara gönderilir. İki hücrenin birbirleri ile bilgi alışverişini sinaptik bağlantılar nörotransmitterler yolu ile sağlamaktadır. Şekil 2.1'deki axon uçlarının herbirisi başka bir hücre ile birleşirler (Öztemel, 2006: 42).



Şekil 2.1 Biyolojik Sinir hücresinin yapısı (Anderson ve Mc Neill, 1992,)

2.4.4. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı: Genel Özellikleri, Elemanları ve Tipik Mimarisi

YSA aynen milyarlarca biyolojik sinir hücresinin birleşerek beyni oluşturduğu gibi, birden fazla yatay sinir hücresinin birleşiminden oluşur. Sinir hücreleri genellikle birkaç katman halinde dizilerek bir yapay sinir ağını meydana getirirler. İlk katman genellikle giriş katmanıdır. Çıkış katmanı ise son katmandır. Aradaki diğer katmanlar ise ara katman yada gizli katman olarak adlandırılır. Bir ağda birden fazla gizli katman bulunabilir (Yıldız, 2006: 63)



Şekil 2.2 Yapay Sinir Ağına Genel Bir Örnek (Freeman ve Skapura,1991, 84)

2.4.4.1. Genel Özellikleri

Yapay sinir ağlarının karakteristik özellikleri uygulanan ağ modeline göre değişmektedir. Aşağıda bütün modeller için geçerli olan genel karakteristik özellikler verilecektir.

- Yapay sinir ağları makine öğrenmesi gerçekleştirirler. Olayları öğrenerek benzer olaylar karşısında benzer kararlar vermeye çalışırlar.
- Programları çalışma stili bilinen programlama yöntemlerine benzememektedir. Geleneksel programlamadan tamamen farklı bir bilgi işleme yapmaktadır.
- Bilginin saklanması ağın üzerinde gerçekleştirilmekte olup herhangi ayrı bir veritabanında tutulmamaktadır. Bilginin çıkartılması ve yorumlanması zordur.
- Yapay sinir ağları örnekleri kullanarak öğrenirler. YSA'da daha önceden gerçekleşen örnek olaylar gösterilemezse ağ eğitilemez. Dolayısıyla bir sonuç almak için olayla ilgili bütün örneklerin gösterilmesi önemlidir.
- YSA'ların güvenle çalışabilmesi için ilk önce eğitilmeleri ve performanslarının test edilmesi gerekir.
- YSA'lar görülmemiş örnekler hakkında bilgi üretebilirler.
- Kendi kendini organize etme yetenekleri vardır.
- Eksik bilgi ile çalışılabilmektedirler.
- Hata toleransına sahiptirler ve belirsizi tam olmayan bilgileri işleyebilmektedirler.
- Sadece nümerik bilgiler ile çalışabilmektedirler.

- Dereceli bozulma gösterirler. Yani ağ yavaş yavaş ve zarif bozulma gösterir. (Öztemel, 2006: 44)

2.4.4.2. Yapay Sinir Ağlarının Elemanları

Yapay sinir ağlarının mimarisi içerisinde giriş katmanı, ağırlıklar, gizli katman, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı fonksiyonu yer almaktadır. Sırasıyla bu elemanlar gösterilecektir.

Giriş katmanı: Giriş veri gruplarının ağa sunulduğu terminallerdir. Bu tabakadaki nöron sayısı giriş veri sayısı kadardır ve herbir giriş nöronu bir veri alır. Buradaki veri işlenmeden bir sonraki tabaka olan gizli tabakaya geçer.

Ağırlıklar: Ağırlıklar, bir yapay sinir hücresine gelen bilgilerin, hücre önündeki önemini ve etkisini gösteren bileşendir. Her bir girişin kendine ait bir ağırlığı vardır. Bir ağırlığın değerinin büyük ya da küçük olması, o girişin yapay sinir ağı için önemli ya da önemsiz olduğunu göstermez. Ağırlıklar değişken ya da sabit değerler olabilir.

Gizli katman: Ağın temel işlevini gören tabakadır. Bazı uygulamalarda ağda birden fazla gizli katman bulunabilir. Gizli tabaka sayısı ve gizli tabakadaki nöron sayısı probleme göre değişir. Bu tabaka girdi tabakasından aldığı ağırlıklandırılmış veriyi probleme uygun bir fonksiyonla işleyerek bir sonraki tabakaya iletir.

Toplama Fonksiyonu: Bu fonksiyon, bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ağırlıklı toplamı bulmaktır. Burada her gelen girdi değeri kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Böylece ağa gelen net girdi bulunmuş olur. Bu şu şekilde formülüne edilir.

$$NET = \sum_{i=1}^n G_i A_i \dots \dots \dots (2.15)$$

Burada G_i girdileri, A ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam girdi (proses elemanı) sayısını göstermektedir. Yalnız yapay sinir ağlarında daima bu formülün kullanılması şart değildir. Bir problem için en uygun toplama fonksiyonunu belirlemek için

bulunmuş bir formül yoktur. Bu tamamen tasarımcının kendi öngörüsüne dayanarak verdiği karar bağlıdır (Öztemel, 2006: 46).

Aktivasyon fonksiyonu: Yapay sinir hücresinin bir başka önemli bileşeni de aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon, toplama fonksiyonundan gelen bilgileri çıktıya dönüştürür. Aktivasyon fonksiyonu, eşik fonksiyonu olarak da adlandırılır.

Toplama fonksiyonuna benzer bir şekilde, bu fonksiyonda da çıktıyı hesaplamamanın değişik metodolojileri vardır ve proses elemanlarının hepsinin aynı aktivasyon fonksiyonunu kullanma zorunluluğu yoktur. İlgilenen problemin çeşidini ve kullanılan ağ yapısına göre farklı fonksiyonlar tercih edilebilir. Genellikle aktivasyon fonksiyonu olarak; doğrusal fonksiyon, basamak fonksiyonu, sigmoid fonksiyonu ve hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılmaktadır.

a- Sigmoid Fonksiyonu: Sigmoid fonksiyonunun eşitliği

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \dots \dots \dots (2.16)$$

şeklindedir. Fonksiyon çıktısı [0,1] değer aralığındadır. Doğrusal bir fonksiyon olmaması birçok problem türünde kullanıcıya avantaj sağlamaktadır. Sigmoid fonksiyonunun grafiği Şekil 2.3'te gösterilmektedir.

b- Doğrusal Fonksiyon: Şekil 2.4'te doğrusal aktivasyon fonksiyonunun grafiği gösterilmektedir. Fonksiyon eşitliği;

$$f(x) = x \dots \dots \dots (2.17)$$

şeklindedir. $f(x) = x$ denkleminde de anlaşılacağı gibi, fonksiyonun giriş değeri çıkış değerine eşittir.

c- Hiperbolik Tanjant: Doğrusal olmayan ve türevi alınabilen bir başka fonksiyon da tanjant fonksiyonudur. Bu fonksiyon;

$$f(x) = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}} \dots \dots \dots (2.18)$$

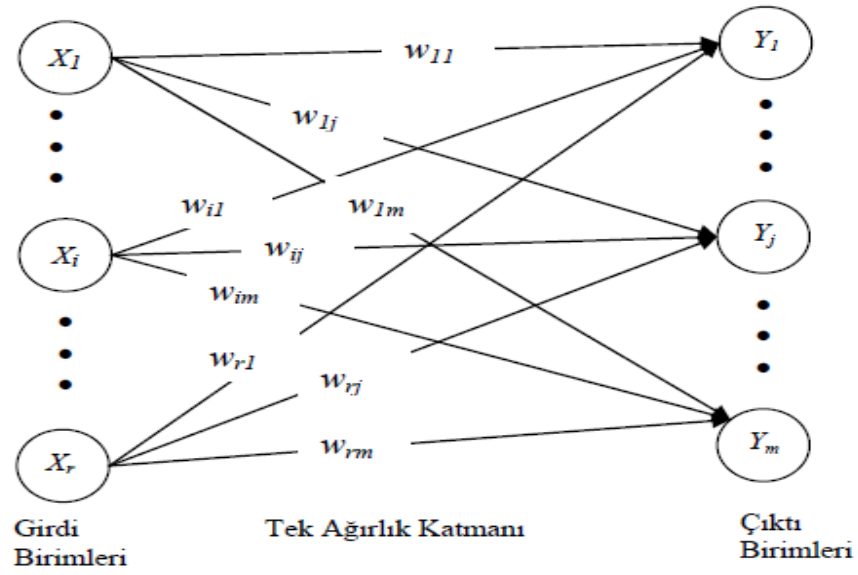
şeklinde ifade edilir ve -1 ile +1 arasında çıkış değerleri üreten bir fonksiyondur. Hiperbolik tanjant fonksiyonunun grafiği Şekil 2.5'te gösterilmektedir.

d-Step Fonksiyonu: Step fonksiyonuna göre, giriş değeri eşik değerinden büyük ise hücrenin çıktısı 1, eşit veya küçük ise hücrenin çıktısı 0 değerini alır. Step fonksiyonunun grafiği Şekil 2.6' da gösterilmektedir.

Çıktı katmanı: Ağın en uç katmanıdır. Saklı tabakadan aldığı veriyi ağın kullandığı fonksiyonla işleyerek çıktısını verir. Çıkış tabakasındaki nöron sayısı, ağa sunulan her verinin çıkış sayısındaki kadardır. Bu tabakadan elde edilen değerler YSA' dan var olan problem için çıkan sonuç değerleridir (Özgen, 2007: 76)

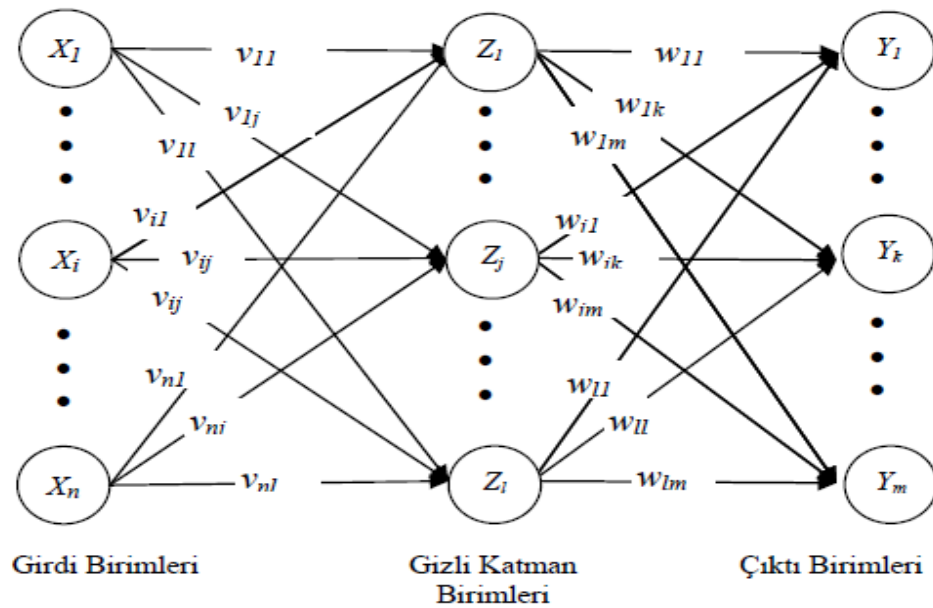
2.4.4.3. Yapay sinir Ağları Mimarisi

Sinir ağları tek katmanlı ya da çok katmanlı olarak sınıflandırılırlar. Katman sayısı belirlenirken girdi birimi katman olarak sayılmaz, çünkü bular üzerinde hiçbir hesaplama işlemi yapılmaz. Bir ağ içindeki katman sayısı nöronları bağlayan ağırlıklı bağlantı sayısına eşittir. Tek katmanlı ve çok katmanlı sinir ağlarının farklı iki örneği şekil 2.7'de ve şekil 2.8'de verilmektedir. Bu çeşit ağlarda girdi sinyalleri girdi biriminden çıktı birimine doğru ilerlemektedir (Ocakoglu, 2006: 7).



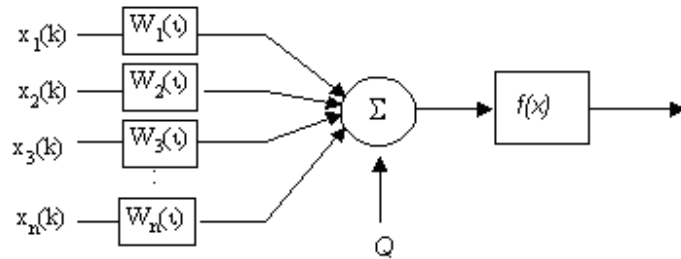
Şekil 2.3 Tek katmanlı bir yapay sinir ağı

Bu tip ağlarda görüldüğü gibi girdi birimleri ile çıktı birimleri arasında sadece ağırlıklandırılmış bağlar bulunmaktadır. Arada herhangi bir gizli katman yoktur. Şekil 2.8’de gösterilen iki katmanlı ağ modelinde ise arada gizli katman bulunmakta ve ağırlıklandırılmış bağlantılar ile giriş ve çıktı katmanları birbirlerine bağlanmış durumdadır.



Şekil 2.4 İki katmanlı bir yapay sinir ağı

Yapay sinir ağlarının temel birimi işlem elemanı ya da düğüm olarak adlandırılan yapay bir sinirdir. Bir yapay sinir, biyolojik sinirlere göre daha basit olmasına karşın, biyolojik sinirlerin 4 temel işlevini taklit ederler (Elmas, 2003: 27).



Şekil 2.5 Yapay bir düğüm (Elmas,2003)

Burada girişler X_n sembolü ile gösterilmektedir. Bu girişlerin her biri ağırlık w ile çarpılır. Basitçe bu ürünler eşik değeri Q ile toplanır ve sonucu oluşturmak için etkinlik işlevi ile işlem yapılır ve $f(x)$ çıktısı alınır. Bir yapay sinirin öğrenme yeteneği, seçilen öğrenme algoritması içerisinde ağırlıkların uygun bir şekilde ayarlanmasına bağlıdır (Elmas, 2003: 28).

2.4.5. Yapay Sinir Ağları İle İlgili Literatür Araştırması

Doğan (2006) çalışmasında gelişmekte olan ekonomiler için hisse senetleri piyasasının irdelenmesinin ve getirilerinin hesaplanmasının önemli olduğuna işaret ederek İMKB Ulusal 100 ve Ulusal 30 endekslerini yerel piyasa için, Brezilya ulusal endeksini de uluslararası piyasa için kullanarak YSA aracılığı ile hisse senedi piyasasının modellenmesi ve tahmini yapılmıştır. Çalışmada doğru değişken seçmemenin sadece geleneksel modellerde değil, YSA gibi hesaplama tekniklerinde de doğru sonuç vermediğini göstermektedir. Brezilya ve Türkiye piyasalarının birbirleri ile büyük bir bağımlılığa sahip olduğunu, 1980-1990 yılları arasında yaşanan mali serbestleşmenin ardından bunun şaşırtıcı bir sonuç olmadığı, özellikle Brezilya'dan Türkiye'ye bir çok kanun ithal ettiği sonucuna ulaşılmıştır.

Akay (2009) çalışmasında İMKB Ulusal 100 endeksi, mevduat faiz oranları, para arzı, altın fiyatları ve dolar kuru değişkenleri ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışmada Şubat 1991-Mayıs 2009 tarihleri arasındaki değerler aylık olarak alınmıştır. Bir tanesi normal ve diğer gecikmeli değerlerin olduğu iki farklı model oluşturulmuştur. Çalışma sonucunda gecikmeli modelin daha iyi öğrendiği sonucuna varılmıştır. Modellerin tahmin performanslarının normal dönemde farklı olmadığı, ancak kriz döneminde gecikmeli modelin daha iyi tahminler yaptığı gözlenmiştir.

Usta (2007) çalışmasında YSA teknolojisini incelemekte, öngörü modellemesi tekniği olarak Türkiye ekonomisine ait bir matematiksel değişkene uygulanmakta ve başka yöntemlerle karşılaştırmalı olarak performans değerlendirmesi yapmıştır. Geri yayılma algoritması kullanılarak Üretici Fiyat Endeksi için bir örneklem aracılığı ile eğitim yapılmış ve ardından ilerleyen dönemler için gerçekleşmesi muhtemel değerler tahmin edilmiştir. Tahmin edilen YSA modelleri kendi içlerinde tutarlı bir yapı ve iyi bir öngörü performansı sergilemiştir. Vektör-otoregresif ve Box-Jenkins (ARMA) modelleri yapılan öngörü karşılaştırmalarında ise YSA metodolojisinin diğer yöntemlere göre daha iyi bir öngörü performansına sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Özgen (2007) çalışmasında Türk finansal piyasalarında rol alan aktörler ve bu aktörlerin kullandığı araçlar teorik olarak incelenmiştir. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak finansal piyasaları temsil eden değişken olarak İMKB Ulusal 30 endeksi için model oluşturulmuştur. Modelde açıklayıcı değişken olarak dolar kuru ve faiz oranı kullanılmıştır. 2000 Ocak- 2006 Eylül ayları arasındaki dönemde, veriler durağan hale getirilmiş, doğrusal olmayan bir yapının olduğu ortaya çıkmıştır. YSA ile oluşturulan model piyasanın özgürce hareket edebildiği, arz ve talebe ve dolayısıyla fiyata dışarıdan herhangi bir etkinin olmadığı piyasalarda kullanılabileceği ortaya çıkmıştır. Sonuç olarak finans piyasalarının düzensiz gibi görünen hareketlerinin çok karmaşık bir düzene sahip olduğu ve bu düzenin YSA ile açıklanabileceği ispatlanmıştır

Yıldız (2006) çalışmasında YSA'nın finans alanında uygulamasını gerçekleştirmiş, bu kapsamda döviz kurlarının gelecekteki değerinin ve yönünün yüksek doğruluk oranı ile

öngörülmesine çalışılmıştır. Merkez Bankası internet sayfasından elde edilen USD'nin değerine etki ettiği düşünülen 41 değişik ekonomik parametre ve değişkene dair 4 Ocak 1999 ve 28 Şubat 2006 tarihleri arasındaki 1867 günlük veri kullanılmıştır. Sonuç olarak YSA mimarilerinin katman sayıları ve katmandaki hücre sayıları, eğitim yöntemleri gibi parametrelerin ağına doğru çözüme yaklaşmasında ne kadar etkili olduğu gözlenmiştir.

Ocakoğlu (2006) çalışmasında lojistik regresyon ve yapay sinir ağlarının sınıflama etkinliklerini karşılaştırmayı amaçlamış ve bu yöntemler bireylerin sınıflandırma oranlarına göre karşılaştırılmışlardır. 140 klinik hastasından oluşan veri seti analiz edilerek sınıflandırma çalışması yapılmış, örnek veri setini doğru sınıflandırma oranları lojistik regresyon analizi için %81,4 ve YSA için %85 olarak hesaplanmıştır. Bu veri seti için doğru sınıflandırma oranına sahip olduğu görülmüştür.

2.4.6. Yapay Sinir Ağlarının Üstün Ve Zayıf Yönleri

Yapay sinir ağı kullanılarak oluşturulan modeller biyolojik sinir ağından esinlenerek oluşturuldukları için, bu modellerin biyolojik sinir ağının üstün yönlerine sahip olduğu söylenebilir. Bu üstün yönler aşağıda sıralanmıştır.(Baş, 2007: 57)

- *Doğrusal Olmama:* YSA'nın temel işlem elemanı olan hücre doğrusal değildir. Dolayısıyla hücrelerin birleşmesinden meydana gelen YSA'da doğrusal değildir ve bu özellik bütün ağa yayılmış durumdadır. Doğrusal olmayan davranışlar hissedilir, algılanır ve bilinebilir. Ancak bu problemleri ve davranışları matematiksel olarak çözmek zordur. (Tolon ve Tosunoğlu, 2008: 247-259). Bu özelliği ile de YSA doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde etkili bir araçtır (Yüksek, 2007).
- *Öğrenme:* YSA'nın örnekler ile kendisine gösterilen yeni durumlara adapte olması ve sürekli yeni olayları öğrenebilmesi mümkündür (Öztemel 2006). YSA önceki deneyimlerden öğrenebilir, bir kez eğitildiklerinde yeni bir veri kümesine hemen cevap verebilir. Bir örnekten hareket ederek diğer örnekleri açıklayabilir (Tolon ve Tosunoğlu, 2008: 247-259).

- *Genelleme*: YSA, ilgilendiği problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de arzu edilen tepkiyi üretebilir (Yüksek, 2007). Yapay sinir ağları, tanımlanmamış veriler hakkında karar verirken genelleme yapabildikleri için iyi birer örüntü tanımlayıcısı ve güçlü sınıflandırıcılardır (Yurtoğlu, 2005: 10).
- *Uyarlanabilirlik*: YSA, ilgilendikleri problemdeki değişikliklere göre ağırlıklarını ayarlar. Belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir ve değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edebilir. Bu özellik ile YSA uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanımlama ve denetim gibi alanlarda etkin olarak kullanılır (Yüksek, 2007).
- *Eksik Bilgi İle Çalışabilme*: Yapay Sinir Ağları eğitildikten sonra eksik bilgi ile çalışabilir ve sonuç üretebilirler. Eksik bilginin var olması YSA'nın çalışma performansının düşeceği anlamına gelmez. Performansın düşmesi eksik olan bilginin model içerisindeki önemine bağlıdır ve ağ bunu eğitim sırasında kendisi öğrenmektedir (Öztemel, 2006)
- *Hata Toleransı*: Geleneksel bilgisayar sistemleri sistemde oluşacak hatalara karşı oldukça hassastır. Sistemde meydana gelebilecek en ufak hata sonuca ulaşamama gibi bir durum ortaya çıkarabilmektedir. Ancak YSA'nın bir veya birkaç nöronunun zarar görmesi sistemi geleneksel bilgi işlem teknolojilerinde olduğu kadar etkilemez (Tolon ve Tosunoğlu, 2008: 247-259). Çünkü YSA çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde bağlanması ile oluştuğundan paralel dağıtılmış bir yapıya sahiptir ve ağına sahip olduğu bilgi ağıdaki bütün bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. (Yüksek 2007)
- *Çok Sayıda Değişken Ya da Parametre Kullanma*: Yapay sinir ağları, çok sayıda değişken ve parametre ile çalışabilmektedir. Bu sayede mükemmel yakın öngörü doğruluğu ile genel çözümler sağlanabilmektedir (Yurtoğlu, 2005: 36).

YSA'nın yukarıda sayılan üstün yönlerinin yanı sıra zayıf yönleri de bulunmaktadır. Bu zayıf yönler aşağıda verilmektedir.

- *Ağ yapısının belirlenmesi:* Bir yapay sinir ağının kurulumu oldukça zor bir işlemdir. Kullanılacak metodoloji ve ağ yapısı parametreleri genellikle deneme yanılma yolu ile yapılmaktadır. Buradaki parametreler değiştirilerek birçok sonuç alınmakta ve en uygun parametrelili model seçilmektedir. Fakat bu işlem oldukça zor ve zahmetlidir (Öztemel 2006).
- *Ağ Yapısının Davranışlarının Açıklanması:* Çok değişkenli regresyon modellerinde olduğu gibi, girdi elemanlarıyla çıktı elemanları arasındaki bağlantıyı veren bir denklem elde edilmez. Bağlantılar arası ağırlıklar ve giriş elemanlarının etkisi hakkında bir fikir sahibi olmak mümkün değildir (Öztemel2006).
- *Fazla Örnek Sayısına İhtiyaç Duyulması:* YSA'nın ağ yapısının oluşturulabilmesi için çok fazla sayıda değişkene ve veriye ihtiyaç vardır. Aksi halde az sayıda değişken ve veri ile iyi sonuç elde edilemez (Öztemel 2006).
- *Local minimaya takılma problemi:* YSA'da öğrenme oranı genellikle 0,5 ile 1 arasındadır. Bu yaklaşım öğrenme oranının küçük olması sonucun bulunmasını yavaşlatır. Büyük olması ise yerel optimuma takılma riskini artırır. Yerel optimumda ise öğrenme ezberlenmiş olur (Şahin, 2002).

2.4.7. Yapay Sinir Ağlarının Uygulama Alanları

Yapay sinir ağlarının uygulamaları gözden geçirildiğinde binlerce uygulamanın yapıldığı ve başarılı sonuçların elde edildiği görülebilir. Yapay sinir ağlarının kullanım alanları aşağıdaki şekilde sınıflandırılmaktadır;

- Endüstriyel uygulamalar,
- Finansal uygulamalar,
- Askeri ve savunma uygulamaları,
- Sağlık uygulamaları,
- Diğer alandaki uygulamaları gerçekleştirmek üzere kullanıldıkları görülmektedir (Öztemel, 2006)

Bu uygulamalar sırasında ise aşağıda belirtilen fonksiyonları gerçekleştirmek üzere kullanılmaktadır.

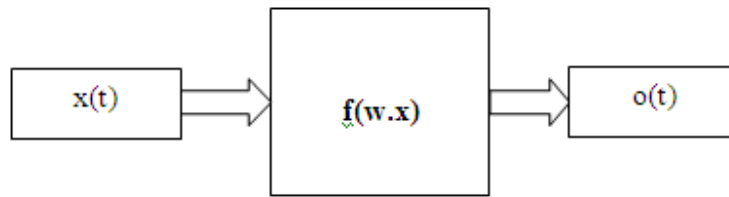
- *Finansal Tahmin:* Bu amaçla kullanılan YSA'lar ağa sunulan bilgilerden yararlanarak karşılık gelen çıktı değerini tahmin eder. Borsa analizinde, döviz kuru tahmininde, şirketlerin başarı ve başarısızlık tahmininde, kredi kararlarının verilmesinde kullanılmaktadır (Mcneils, 2005).
- *Sınıflandırma:* Bu amaçla kullanılan YSA'lar kendilerine sunulan bilgileri kategorize etme görevini üstlenirler. Örneğin cümlelerin gramer yapılarının uygun olup olmadığının sınıflandırılmasında kullanılmaktadır (Lawrance ve diğerleri, 2000: 126–140).
- *Veri Filtreleme:* Veriler arasında önemli ve kullanılabilir olanları seçip, kullanılamaz olanları ayırmada kullanılmaktadır. Örneğin telefon görüşmelerinde arka planda olan gürültünün ayrılmasında kullanılmaktadır.
- *Tanıma ve eşleştirme:* Değişik şekil ve örüntülerin tanınması için eksik, karmaşık ve belirsiz bilgilerin bazı işlemlerden geçirilerek eşleştirme ve tanıma fonksiyonlarını yerine getirmesi sağlanabilir. Örneğin kapıdaki kameraların yüz tanıma sistemleri, ses tanıma sistemleri bunlara örnek olarak gösterilebilir (Tunçkanat ve diğerleri, 2003: 28).
- *Teşhis:* Bu amaçla kullanılan ağ modelleri eğitim sürecinden sonra sistemdeki olumsuzlukların ortaya konulması ve varolan problemlerin teşhis edilmesinde kullanılmaktadır. Tıp alanında bu tür sistemler yaygın olarak kullanılmaktadır (Öztemel,2006).
- *Yorumlama:* Özellikle bilgisayarlarda ağ üzerinden gelen bilgilerin yorumlanarak sisteme bir saldırı olup olmadığının tespitinde, istenmeyen elektronik postaların (SPAM) ayıklanmasında kullanılmaktadır (Liao ve Vemuri,2002: 439–448).
- *Optimizasyon:* Birçok ticari ve bilimsel konularda incelenen olayın verilen kısıtlar altında hedefin maksimize yada minimize edilmesine optimizasyon denir. Optimizasyon için önceki çalışmalarda klasik birçok yöntem geliştirilmiş olmasına karşılık bunun YSA modellemesi ile yapılması en azından sınırlayıcı matematik kabullerinin bulunamaması açısından yararlıdır (Liao ve Vemuri,2002: 439-448).

2.4.8. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Bu çalışmada Yapay sinir ağları tekniği kullanılarak ileri beslemeli yapay sinir ağları ile tahmin modeli incelenmiş ve geri yayılım algoritması (trainlm- Levenberg Marquart) kullanılmıştır.

İleri beslemeli ağlarda işlemci elemanlar genellikle katmanlara ayrılmışlardır. İşaretler, girdi katmanından çıktı katmanına tek yönlü bağlantılarla iletilir. Bir katmandaki her işlemci eleman bir sonraki katmandaki tüm elemanlarla bağlantılıdır ancak aynı katmandaki elemanlar arasında herhangi bağlantı bulunmamaktadır. Bu nedenle ileri beslemeli yapay sinir ağlarında, işlemci elemanlar arasındaki bağlantılar bir döngü oluşturmamakta ve bu ağlar girilen verilere hızlı bir şekilde çıktı üretebilmektedirler (Baş, 2006). İleri beslemeli yapay sinir ağlarında, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenmekte ve bir katmandaki hücrenin çıktıları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden girdi olarak verilmektedir. Girdi katmanı, dışarıdan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan gizli katmandaki hücrelere iletmektedir. Bu bilgi, ara katman ve gizli katmanda işlenerek ağ çıktısı belirlenir (Saraç, 2004: 47).

İleri beslemeli yapay sinir ağları, öğrenme algoritması olarak genellikle geri yayılım öğrenme algoritmasını kullanmakta ve bu nedenle bazen geri yayılım ağları olarak da adlandırılmaktadır. Şekil tanıma, sinyal işleme ve sınıflandırma gibi problemlerde genellikle bu topoloji uygulanır (Baş, 2006: 62).



Şekil 2.15 İleri beslemeli yapay sinir ağının yapısı (Çuhadar, 2006, 124)

2.4.9. Geriye Yayılım (Backpropagation) Algoritması

Geriye yayılım algoritması yada diğer adı ile Genelleştirilmiş Delta Algoritması belki de en çok kullanılan öğrenme algoritmasıdır. Geri yayımlı öğrenen ağlar hiyerarşik yapıdadır. Giriş, çıkış ve en az bir gizli katman olmak üzere üç katmandan

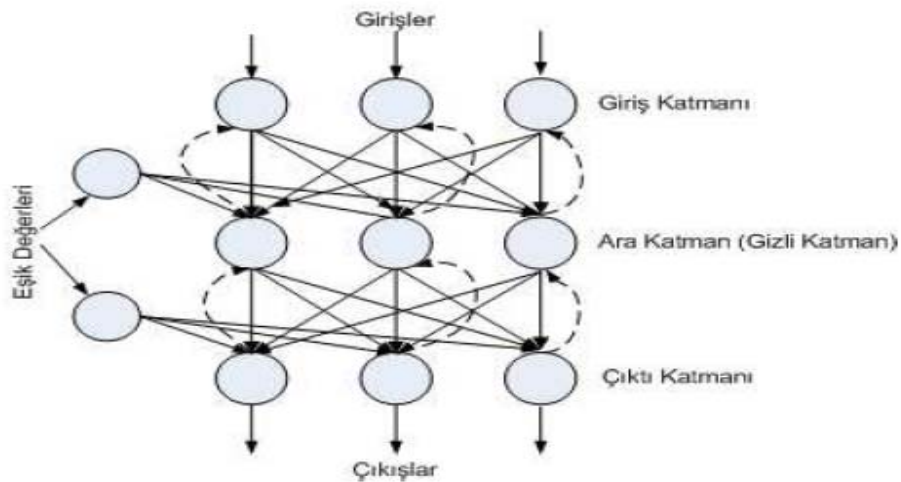
oluşur. Gizli katman ve gizli katmandaki düğüm sayısı değişebilir. Düğüm sayısının artması ağırlık hatırlama yeteneğini artırmakla beraber öğrenme işleminin süresini uzatmaktadır. Düğüm sayısının azaltılması eğitim süresini kısaltmakta fakat hatırlama yeteneğini de azaltmaktadır. Giriş katmanındaki her bir düğüm gizli katmandaki her düğüme, gizli katman birden fazla ise bu katmandaki her bir düğüm kendisinden sonra gelen katmandaki her düğüme ve gizli katman çıkışındaki her düğüm çıkış katmanındaki her düğüme bağlıdır. Bir katmandaki hiçbir düğüm kendi katmanındaki diğer bir düğüme bağlı değildir. Her katmanın çıkış değerleri bir sonraki katmanın giriş değeridir. Bu şekilde giriş değerlerinin ağırlık girişinden çıkışına doğru ilerlemesine ileri besleme denir (Elmas, 2003).

Bu algoritma çok katlı ağlarda hesap işlerini öğrenmede kullanılabilir. Geri yayılım ağırlık hatalar, ileri besleme aktarım işlevinin türevi tarafından, ileri besleme mekanizması içinde kullanılan aynı bağlantılar aracılığıyla, geriye doğru yayılmaktadır. Öğrenme işlemi, bu ağda basit çift yönlü hafıza birleştirmeye dayanmaktadır. Geri yayılım öğrenme yöntemi, türevi alınabilir etkinlik işlevlerini çok katmanlı herhangi bir ağa uygulayabilir ve sistem hatasını veya maliyet işlevini azaltma esasına dayanan bir optimizasyon işlemidir. Bu yöntemde ağırlık ayarlamaları yapıldığı için ‘geri yayılım’ ismi kullanılmıştır (Elmas, 2003). Başlangıçta genellikle gelişigüzel olarak verilen ağırlıklar ağ tarafından hata minimize edilene kadar döngüler halinde değiştirilir (Anderson ve McNeill, 1992: 13). Bir giriş verisi ağırlık ilk katmanında yer alan düğümlere uygulandığında en üst katman olan çıkış katmanına ulaşıncaya kadar bir veri üzerinde çeşitli işlemler gerçekleştirilir. Öncelikle ilk katmanda bir girdi vektörü uygulanır. Daha sonra girdi ve 1. katman arasındaki ağırlıklar yardımıyla 1. katmandaki her birimin aldığı toplam girdi belirlenir. Her birim girdisini lineer olmayan bir fonksiyondan geçirerek bir sonraki katmana göndereceği çıktıyı belirler. Bir katmandaki tüm birimlerin durumları belirleninceye kadar devam eder (Sözen ve Akçayol, 2004: 309-325). Bu işlemin sonucunda elde edilen çıktı olması gereken çıktı ile karşılaştırılır. YSA çıkışı ve hedeflenen çıktı arasındaki fark, her çıktı için bir hata sinyali olarak hesaplanır. Hesaplanan hata sinyalleri her çıktıya karşılık gelecek şekilde ara katmana aktarılır. Böylece ara katmandaki sinir hücrelerinin her biri toplam hesaplanan hatanın sadece bir kısmını içerir. Bu süreç her

katmandaki sinir hücreleri toplam hatanın bir kısmını içerecek şekilde giriş katmanına kadar tekrarlanır. Elde edilen hata sinyalleri temel alınarak, bağlantı ağırlıkları her sinir hücresinde yeniden düzenlenir (Dağlı, 1994: 1-125).

Geriye yayılma algoritmasında her iterasyon, ileri yayılma ve geri yayılma olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. İleri yayılma aşamasında YSA'nın o andaki durumunda YSA'ya uygulanan giriş sinyallerine karşı YSA'nın çıkışlarında oluşan değerler bulunur. Geriye yayılma aşamasında çıkışlarda oluşan hatalardan yola çıkılarak modeldeki ağırlıkların yeniden düzenlenmesi yapılmaktadır.

Geriye yayılma algoritması gerçek çıktı ile istenen çıktı arasındaki ortalama karesel hatayı minimum yapmak için gradyen vektörü kullanır. Türevi alınabilir aktivasyon fonksiyonu ileri beslemeli sinir ağı için kullanılır. Eğer toplam hata fonksiyonu gibi ağ çıkışlarının her biri için bir hata fonksiyonu tanımlanırsa, hata fonksiyonu ağırlıkların diferansiyel fonksiyonu olmaktadır. Bu nedenle ağırlıklar ile hatanın türev değeri bulunabilmektedir. Bu türevler eğim düşümü veya optimizasyon metodu ile minimum hata fonksiyonunun ağırlıklarını bulmak için kullanılır. Hata fonksiyonunun türev değeri için kullanılan algoritma hatayı ağ içerisinde geriye doğru yaydığı için hatayı geriye yayma algoritması olarak bilinir (Dağlı, 1994: 1-125).



Şekil 2.7 Bir GYA ağı modeli (FREMAN ve Skapura, 1991)

2.4.9.1. Geriye Yayılım Algoritmasının Eğitim Hızı

Ağa uygulanan ilk değerlere ve eğitim devir sayısına bağlı olarak eğitim süreci yüzlerce veya milyonlarca devir sürebilir. Burada kullanıcının tecrübesi, ağı uygun tasarlaması ve değişkenleri iyi belirlemesi etkili olmaktadır. Bir GYA ağının yapısı, eğitim süresi boyunca N parametrelili bir ağ için N+1 boyutlu bir uzayda, N değişkenli bir yüzey üzerinde gezen bir noktanın, hatayı en aza indiren noktayı aramasını gerektirmektedir (Efe ve Kaynak, 2000: 19) Ağın içinde yapılan türev işlemlerinin sonucuna göre bazı durumlar için eğitim işlemi çok uzun sürebilmektedir. Bu durumu engellemek için sisteme öğrenme katsayısı, μ momentum terimi ve her bir hücre için bir eşik değeri (bias) ilave edilir.

$$w_{p,q,k}(N+1) = w_{p,q,k}(N) - n_{p,q} \delta_{p,q,k} \Phi_{p,j}(I) + \mu \Delta w_{p,q,k}(N) \dots \dots \dots (2.22)$$

Yukarıda belirtilen denklemde;

- w : Ağırlık değeri,
- p,q : Hücre Numarası,
- k : Katman sayısı,
- N : Devir Sayacı,
- δ : geriye yayılacak hata terimi,
- μ : momentum,
- $\Phi(I)$: ağın bulduğu sonuçtur.

GYA algoritması içerisinde kullanılan momentum katsayısı, ağırlıklar üzerindeki değişimleri aktif olan ve bir önceki inişlerin birleşimi olarak gerçekleştirir. Bir önceki iterasyondaki değişimin belirli bir oranının yeni değişim miktarına eklenmesi şeklinde de açıklanabilir. Hesaplamalarda momentum teriminin ilave edilmesinin ağ performansı üzerinde etkili olduğu gözlenmiştir. Momentum teriminin kullanılmasının sağladığı en önemli avantajlardan birisi, eğitime giren veri setlerinden bir grup, diğerlerinden farklı özellik gösteriyorsa önceki ağırlıkların da düzenlemeye katılması sebebi ile oluşacak hata değerini indirgemesidir (Yüksek, 2007).

Öğrenme katsayısı pozitif bir değer almak zorundadır. Eğer 2'den büyük seçilirse ağın kararsızlığına neden olur. 1'den büyük seçildiğinde ise ağın çözüme ulaşması yerine sabit bir aralıkta salınım yapmasına neden olabilir. Öğrenme katsayısı için uygun değerler (0,1) aralığındadır. Bu aralıkta seçilecek katsayının büyüklüğü ile öğrenme adım aralığı doğru orantılıdır (Tebelkis, 1995: 93).

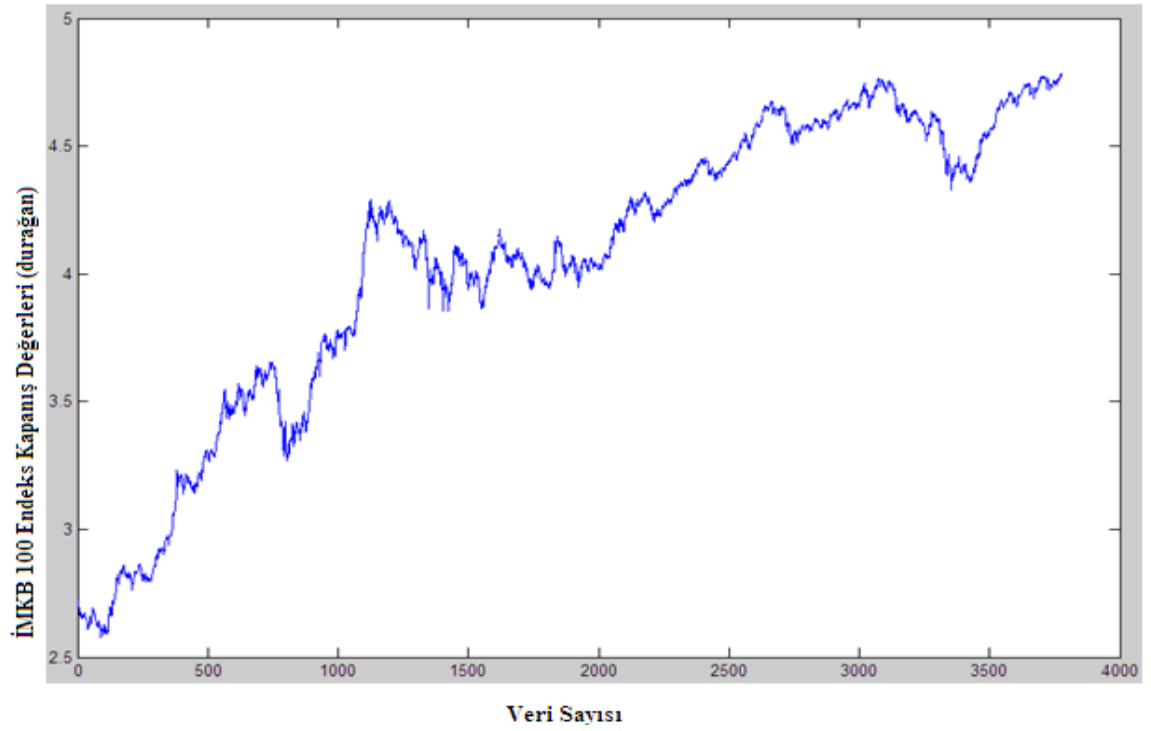
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. UYGULAMA MODELLERİ VE TAHMİNE AİT BULGULAR

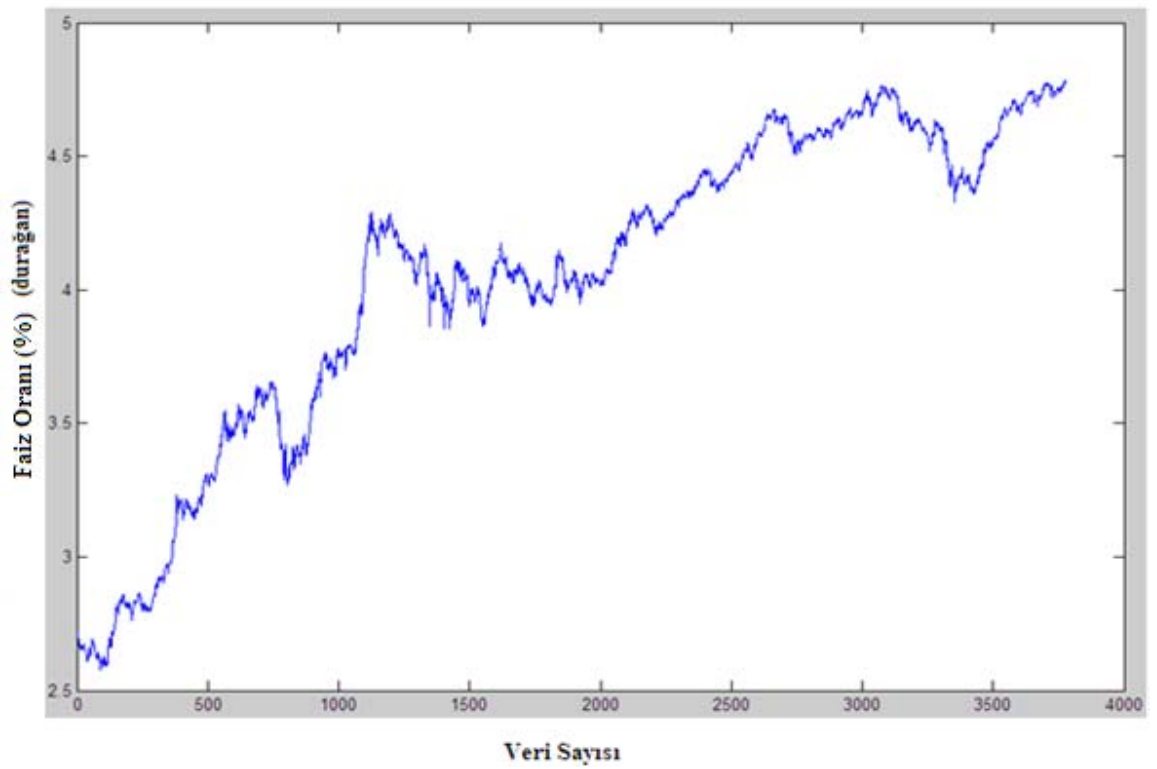
3.1. İMKB-100 ENDEKSİNİN ARMA, YAPAY SİNİR AĞLARI VE NEWTON YÖNTEMLERİ İLE TAHMİNİ

Uygulama 27.07.1995 ile 29.07.2010 tarihleri arasındaki 3779 adet veri ile gerçekleştirilmiştir. Uygulamada kullanılan bağımlı değişken İMKB 100 indeksinin günlük kapanış değerleridir. Veriler TCMB internet sitesinden elde edilmiştir. Uygulamada kullanılan bağımsız değişkenler ise mevduat faiz oranı, altın fiyatları, USD kapanış fiyatları ve bankalar arası para piyasası işlem özetlerine ait veriler kullanılmıştır. Bütün veriler işgünü frekansında alınmıştır. Mevduat faiz oranı değişkenine ait günlük dönüşüm gerçekleştirilmiştir. Altın fiyatları 1 Ons Altın Londra satış fiyatı değeri (1 ABD Doları/ONS) şeklindeki zaman serisi kullanılmıştır. Döviz ve efektif piyasası işlemlerinden TL/USD Kapanış zaman serisi kullanılmıştır. Bankalararası Para piyasası işlem özetlerinde çift taraflı işlem hacmi zaman serisi kullanılmıştır.

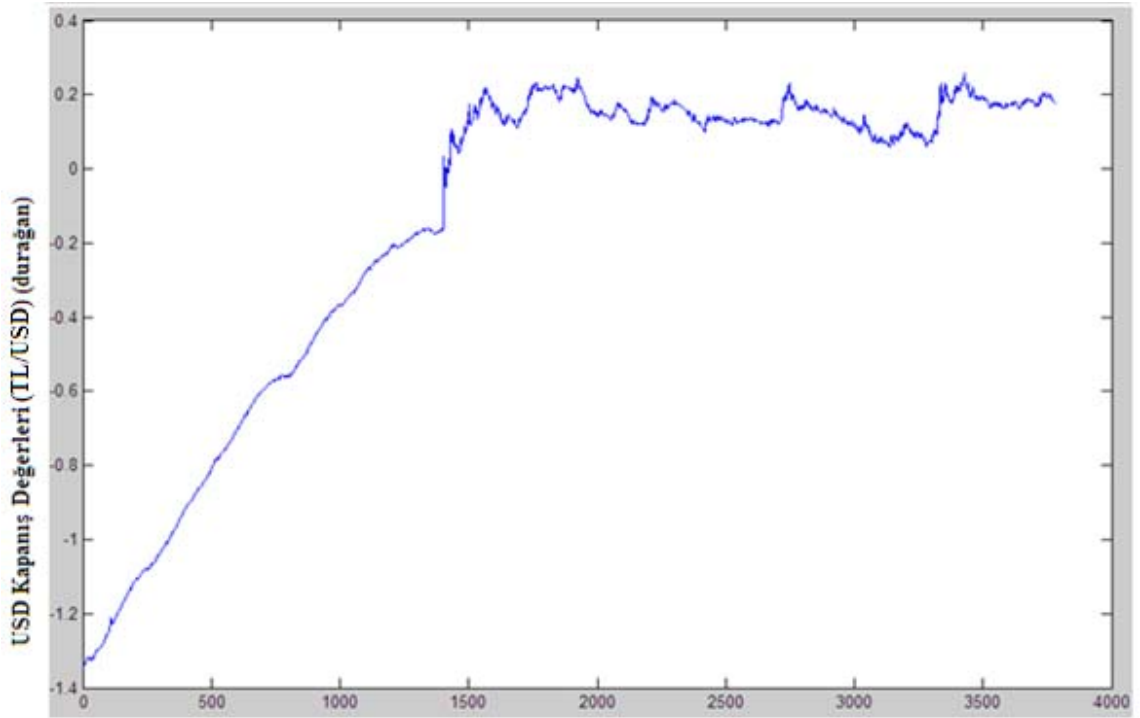
Borsa endekslerindeki gelişmelerin yönünü izleyerek ekonominin yönünü tahmin etmenin yanı sıra borsa endeksi ile etkileşim içerisinde olan verilere ait değerlerin değişimleri gözlemlenerek bu değişkenlerin endeks ile nasıl bir bağlantı içerisinde oldukları ortaya konulabilir. Örneğin dış ticaret açığının olduğu dönemlerde USD, TL karşısında değer kazanır ve TL'ye olan talep azalır, bu durumda yatırımcının TL tasarruf yapma arzusu azalır. Bunun sonucu olarak TL ile işlem gören menkul kıymetler borsasında USD'de görülen fiyat değişiminin düzeltilmesi için ekonomik aktörler harekete geçer ve İMKB endeksinde bir düşüş gözlenir. Birbirleri ile etkileşim içerisinde olan 5 değişken çalışmada ele alınmıştır. Verilerin 15 yıla ait işgünü frekansındaki değerleri için durağanlık sınaması yapılmış ve logaritması alınarak veriler durağan hale getirilmiştir. Durağanlaştırılmış verilere ait grafikler aşağıda yer almaktadır.



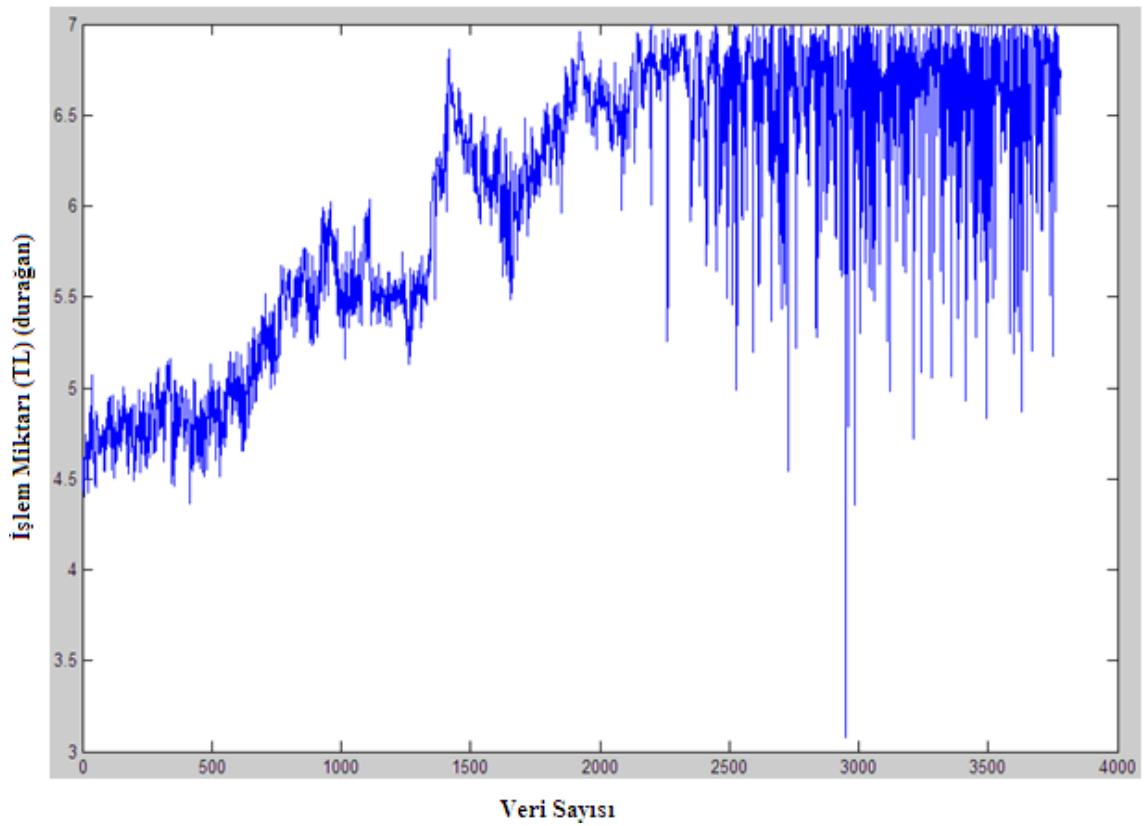
Şekil 3.1 İMKB 100 İndeksi Durağan serisi (3779 adet veri)



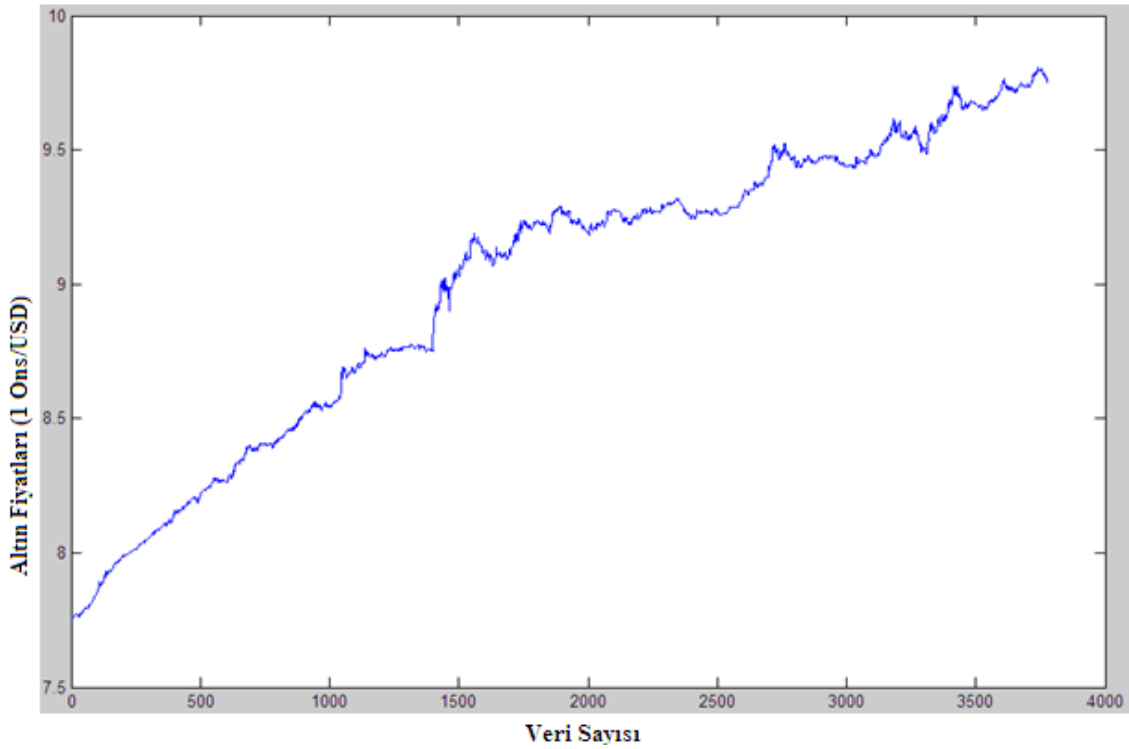
Şekil 3.2 Günlük Faiz Oranı Durağanlaştırılmış Verileri



Şekil 3.3 Günlük USD Kapanış fiyatları durağanlaştırılmış verileri



Şekil 3.4. Günlük Bankalar arası Çift Taraflı İşlem Hacmi Durağanlaştırılmış Verisi



Şekil 3.5 Günlük Altın Fiyatları Kapanış Değerleri Durağanlaştırılmış Verisi

Uygulama açısından değerlendirme yapıldığında durağanlaştırılmış veriler ile çalışılması halinde zaman serileri tahmin yöntemlerinde ARMA(p,q) ile tahmin yapılabileceği konusuna değinilmişti. Ayrıca Yapay Sinir Ağları ile durağanlaştırma işlemi yapılmadan uygulanan analizler modelin asıl veriler ile sonuç veremeyeceğine yönlendirmiştir. Ayrıca literatür araştırmaları gereği hem geleneksel zaman serileri analizleri ile yapılan tahminlerde olsun hem de YSA kullanılarak yapılan tahminlerde zaman serisinin bu denli uzun olduğu (3779 adet günlük veri) çalışmalarda verilerin logaritması alınarak durağanlaştırma işlemi yapıldığı görülmüştür.

Çalışmada değişkenler; R; faiz oranı, USD; Dolar Kapanış Fiyatı, İMKB; İMKB 100 indeksi kapanış değerleri, INT; Bankalar arası günlük çift taraflı işlem tutarı, AU; günlük altın fiyatları kapanış fiyatları olarak kısaltılmış ve çalışma içerisinde yer almıştır. 3779 adet günlük veri için 5 değişkene ait istatistiksel tanımlayıcı parametreler ile korelasyonları test edilmiştir. Durağanlaştırılmış veriler için SPSS 15.0 paket programı ile yapılmış olan analiz sonuçları Tablo 3.1’de gösterilmektedir.

Tablo 3.1 Değişken Korelasyonları Tablosu

Korelasyonlar

Tanımlayıcı İstatistikler			
	Ortalama	Std. Sapma	N
R	1.593034	.2700857	3779
USD	-.149769	.4507996	3779
imkb	4.042622	.5893667	3779
Int	6.035334	.7486663	3779
au	8.998408	.5577785	3779

Korelasyonlar

		R	USD	imkb	Int	au
R	Pearson Korelasyon	1	-.747**	-.875**	-.760**	-.879**
	Anl. (2 taraf)	.000	.000	.000	.000	.000
	Kareler Toplamı ve Kesit Çıktılar	275.591	-343.484	-525.791	-580.726	-500.480
	Kovaryans	.073	-.091	-.139	-.154	-.132
	N	3779	3779	3779	3779	3779
USD	Pearson Korelasyon	-.747**	1	.916**	.884**	.946**
	Anl. (2 taraf)	.000	.000	.000	.000	.000
	Kareler Toplamı ve Kesit Çıktılar	-343.484	767.766	918.581	1127.555	898.518
	Kovaryans	-.091	.203	.243	.298	.238
	N	3779	3779	3779	3779	3779
imkb	Pearson Korelasyon	-.875**	.916**	1	.832**	.949**
	Anl. (2 taraf)	.000	.000	.000	.000	.000
	Kareler Toplamı ve Kesit Çıktılar	-525.791	918.581	1311.258	1385.614	1178.159
	Kovaryans	-.139	.243	.347	.367	.312
	N	3779	3779	3779	3779	3779
Int	Pearson Korelasyon	-.760**	.884**	.832**	1	.883**
	Anl. (2 taraf)	.000	.000	.000	.000	.000
	Kareler Toplamı ve Kesit Çıktılar	-580.726	1127.555	1385.614	2117.574	1392.354
	Kovaryans	-.154	.298	.367	.561	.369
	N	3779	3779	3779	3779	3779
au	Pearson Korelasyon	-.879**	.946**	.949**	.883**	1
	Anl. (2 taraf)	.000	.000	.000	.000	.000
	Kareler Toplamı ve Kesit Çıktılar	-500.480	898.518	1178.159	1392.354	1175.400
	Kovaryans	-.132	.238	.312	.369	.311
	N	3779	3779	3779	3779	3779

** Korelasyonlar 0.01 düzeyinde anlamlıdır (2 taraf)

İMKB bağımlı değişken olmak üzere durağanlaştırılmış verilerde korelasyon değerleri oldukça iyi sonuç vermiştir. Model İMKB bağımlı değişken ve R, USD, INT ve AU olmak üzere 4 açıklayıcı değişkenle kurulabilecektir.

Çalışmada tahmin için kullanılacak yöntemler, ARMA(p,q) modeli, Newton Yöntemi ve yapay sinir ağlarıdır. Bütün modellerde bağımlı değişken olarak İMKB kullanılmıştır. ARMA(p,q) modeli için E-Views 5.0, Newton Yöntemi için Excel Solver ve YSA için ise Matlab R2008a[®] paket programları kullanılmıştır. Model denklemleri ve çıktılar aşağıda gösterilecektir.

3.1.1. ARMA Modelleri İle Tahmin

ARMA (p,q) zaman serileri ile tahmin yöntemi için literatür çalışmaları taranmış ve sonuçların yumuşak hesaplama tekniklerinden yana olumlu bir yönde olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Yapılan analizde kurulan model ve çıktıları aşağıda verilmektedir.

Tahmin Komutu:

İMKB R USD INT AU W

Tahmin Denklemi:

$$\text{İMKB} = W(1)*R + W(2)*USD + W(3)*INT + W(4)*AU + W(5)*\dots\dots(3.1)$$

Tablo 3.2 Model Katsayı ve t istatistiği tablosu

Bağımlı Değişken: İMKB

Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	t-İstatistiği	Olasılık
R	-0.792514	0.024654	-32.14575	0
USD	0.677033	0.022843	29.63817	0
INT	-0.091745	0.007952	-11.53718	0
AU	0.25617	0.024307	10.53893	0
W	3.655265	0.255693	14.29552	0

İkame Katsayılar:

$$\text{IMKB} = -0.7925142111 * R + 0.6770334081 * \text{USD} - 0.09174463138 * \text{INT} + 0.2561698825 * \text{AU} + 3.655264593 \dots \dots \dots (3.2)$$

Tablo 3.3 ARMA (1,1) tahmin edici sonuçları tablosu

R ²	0.92529		Ortalama Bağımlı Değişken	4.042622
Düzeltilmiş R ²	0.92521		S.D. dependent var	0.589367
S.E. of regression	0.161178		Akaike Bilgi Kriteri	-0.81128
Sum squared resid	97.96468		Schwarz Kriteri	-0.80303

Model E-views 5.0 paket programı ile çözümlenmiş ve elde edilen sonuçlar yukarıdaki tabloda verilmektedir. ARMA(1,1) modelinde R²=0.92, MSE= 0.1385, AIC=-0.81 ve Schwarz Criterion=-0.80 olarak gerçekleşmiştir. ARMA(1,1)'e göre kurulan model doğrultusunda gerçekleşen değer imkb, tahmin edilen değer *imkbf* ve artık değer grafiği Şekil 3.6'da verilmektedir.

3.1.2. Newton Metodu ile Tahmin

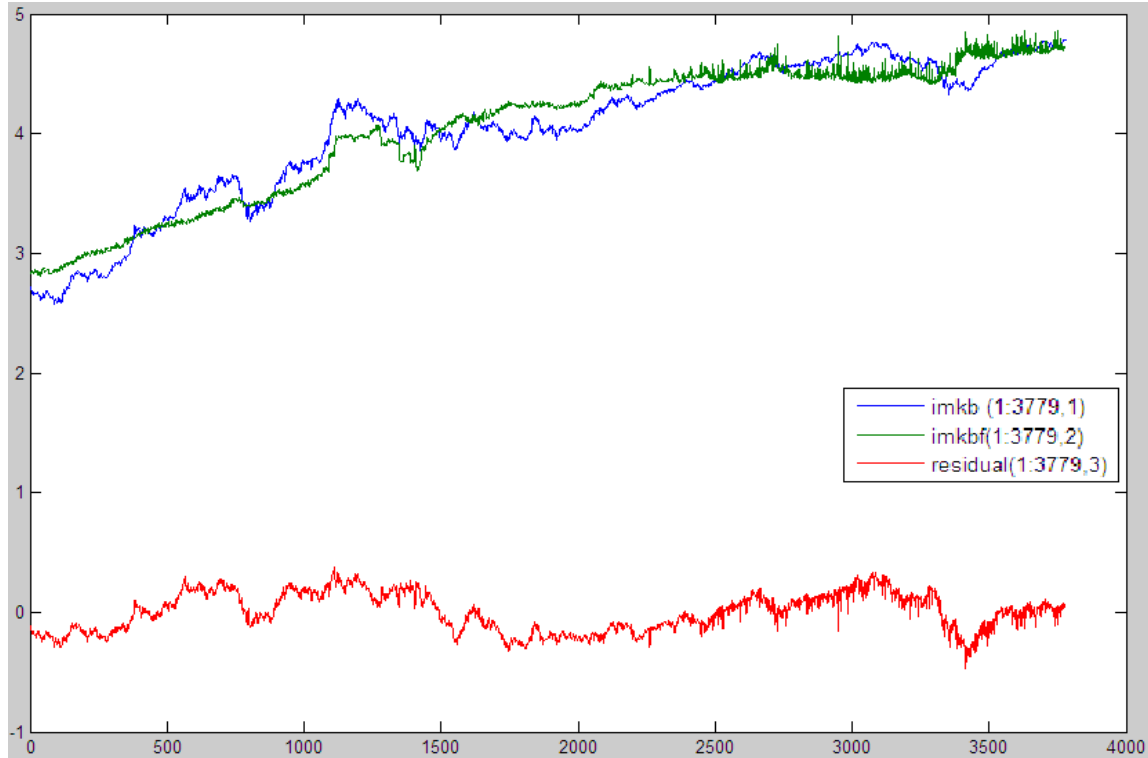
Newton yöntemi ile doğrusal ve doğrusal olmayan zaman serilerine ilişkin tahminler yapılabilir. İMKB 100 indeksine ilişkin stokastik olarak nitelendirdiğimiz, yani açıklayıcı değişkenlere ait gözlenebilen geçmiş değerlerin var olduğu zaman serisi üzerinde Newton yöntemi ile tahmin edilecektir. Bağımlı değişkenin İMKB olduğu kabulü ile kurulan parabolik ve doğrusal polinom denklemlerine ait çözüm üretme ve kök bulma işlemi yapılacaktır. Açıklayıcı değişkenler ile yapılan modellemeler aşağıda verilmektedir.

$$W_0 Y = W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_3 + W_4 X_4 \dots \dots \dots (3.3)$$

$$W_0 Y = W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_4 \dots \dots \dots (3.4)$$

$$W_0 Y = W_1 * X_1^2 + W_2 * X_2^2 + W_3 * X_3^2 + W_4 * X_4^2 \dots \dots \dots (3.5)$$

$$W_0 Y = W_1 e^{(X_1 + X_2 + X_3 + X_4)} \dots \dots \dots (3.6)$$



Şekil 3.6 ARMA(1,1)'e göre model sonuçları grafiği

Model çalışmalarında Y_{100} bağımlı değişkeni gösteren İMKB olmak üzere; bu modelin açıklayıcılarının belirli bir ağırlık katsayısı ile modele içerilmesi sonucunda, her denklem için tahmin sonuçları elde edilmiştir. Tahmin sonuçları Yf_{100} tahmin değerleri olarak ifade edilecektir. $Y_{100} - Yf_{100} = \Phi$ şeklindeki artık değer hata terimi olarak ifade edilecektir.

$$\text{Model 1: } W_0 Yf_{100} = W_1 * (R) + W_2 * (USD) + W_3 * (INT) + W_4 * (AU) \dots \dots \dots (1)$$

$$\text{Model 2: } W_0 Yf_{100} = W_1 * (R) + W_2 * (USD) + W_3 * (AU) \dots \dots \dots (3)$$

$$\text{Model 3: } W_0 Yf_{100} = W_1 * (INT)^2 + W_2 * (AU)^2 + W_3 * (USD)^2 + W_4 * (R)^2 \dots \dots \dots (5)$$

$$\text{Model 4: } W_0 Yf_{100} = W_1 * e^{(R+USD+INT+AU)} \dots \dots \dots (8)$$

Kurulan modeller Excel Solver® programı ile çözülmüş, denklemlere ilişkin katsayılar ve Yf_{100} değeri tahmin edilmiştir. Model için tahmin çalışması yapılırken zaman sınırı olabildiğince geniş tutulmuş, iterasyon 1000, duyarlılık değeri 0.000001,

tolerans %0.01, yakınsama değeri %0.0001 olarak alınmıştır. Tahmin edilen sonuçlar Tablo 3.4'te verilmektedir.

Tablo 3.4 Newton Metodu model parametre tahminleri

	R²	MSE	W1	W2	W3	W4
MODEL 1	0.958	0.1421	-0.774	0.576	-0.193	0.748
MODEL 2	0.954	0.1505	-0.928	0.419	0.649	null
MODEL 3	0.898	0.2212	0.015	0.043	0.357	-0.237
MODEL 4	0.545	0.3275	0.000	null	null	null

Çıkan sonuçlar değerlendirildiğinde Model 1 tahmin için kullanılabilen en iyi denklem olarak sonuç vermiştir.

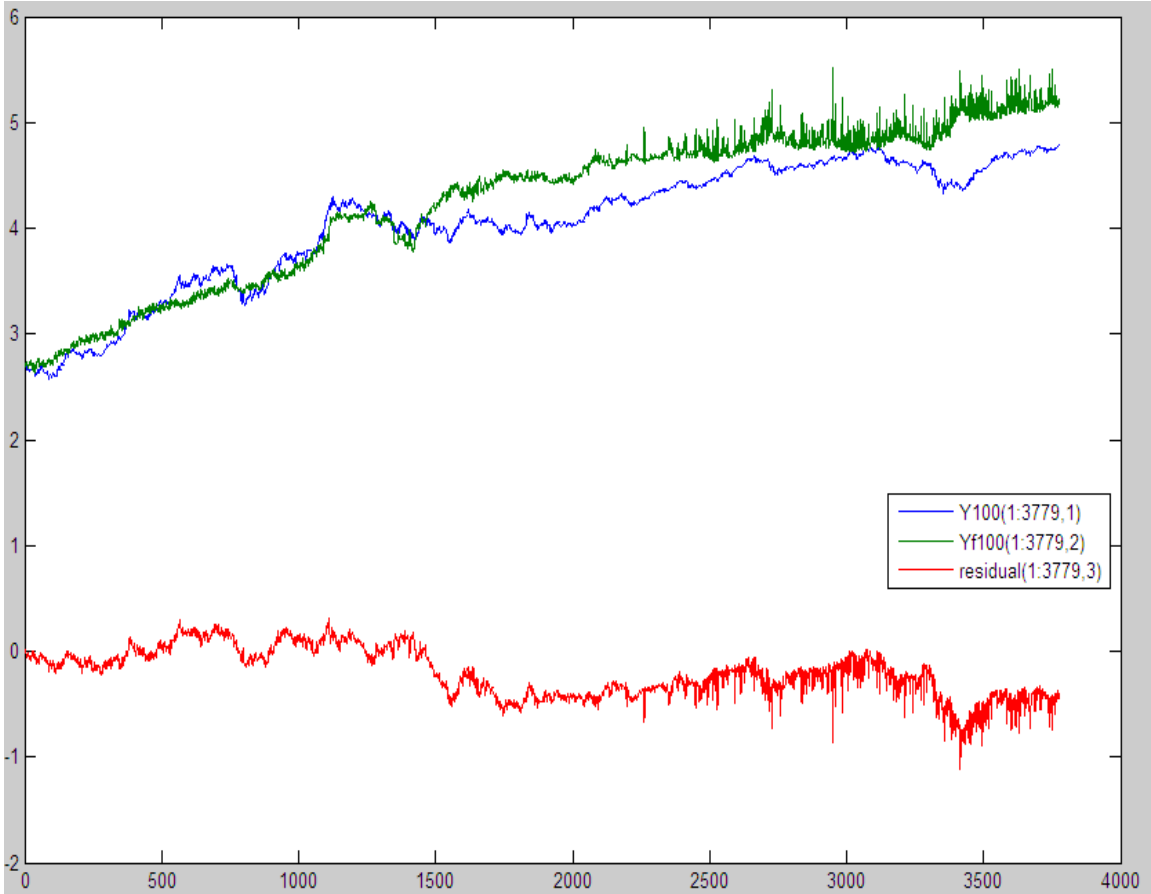
$$Model 1: Yf_{100} = W_1*(R) + W_2*(USD) + W_3*(INT) + W_4*(AU).....(3.11)$$

$$Yf_{100} = (-0.774)*(R) + 0.576*(USD) + (-0.193)*(INT) + 0.748*(AU)(3.12)$$

Tablo 3.5 Newton Metodu tahmin edici sonuçları tablosu

R ²	0.958		Ortalama Bağımlı Değişken	0.00065441
Düzeltilmiş R ²	0.946		S.D. dependent var	6.53E-02
S.E. of regression	0.05407		Akaike Bilgi Kriteri	-2.99416892
Sum squared resid	10.9867		Schwarz Kriteri	-2.975973055

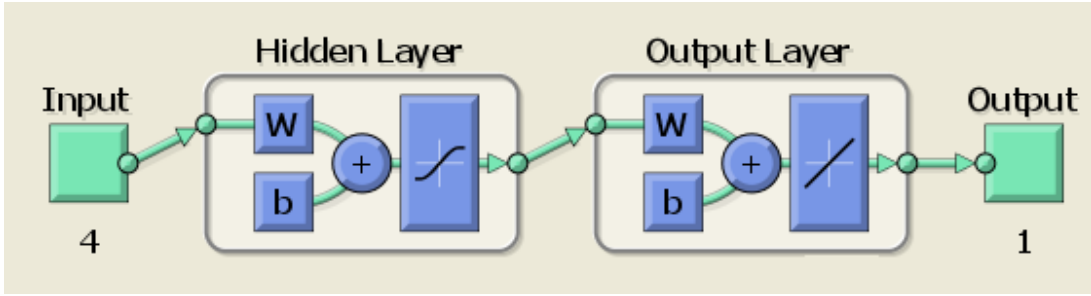
Model Excel Solver ve E-views 5.0 paket programı ile çözümlenmiş ve elde edilen sonuçlar Tablo 3.5'te verilmektedir. Newton metodu Model 1'e göre $R^2=0.95$, $MSE= 0.1421$, $AIC= -2.99$ ve Schwarz Criterion -2.97 olarak gerçekleşmiştir. Newton metodu Model 1'e göre çözüm doğrultusunda; gerçekleşen değer (Y_{100}), tahmin edilen değer (Yf_{100}) ve artık değer (Φ) grafiği aşağıda verilmiştir.



Şekil 3.7 Newton Metodu model sonuçları grafiği

3.1.3. Yapay Sinir Ağları ile Tahmin

Gizli nöronlar ve doğrusal çıktı nöronları içeren iki katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları temin edilen veri ve yeterli sayıda nöron içeren gizli tabakaları ile çok boyutlu görüntüleme problemlerini oldukça iyi şekilde uyarlayıp, çözebilir. Ağ Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması (trainlm) ile eğitilecektir.



Şekil 3.8 İki katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı

Şekil 3.8’de modelin ileri beslemeli yapısı gösterilmektedir. Input (girdi) bölümünde 4 adet açıklayıcı değişken yer almaktadır. Hidden Layer (gizli katman) bölümünde ise hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılarak sistemin içerisinde çözümlenen ağırlık katsayıları (w_1, w_2, \dots, w_n) ve değişken katsayıları (b_1, b_2, \dots, b_n) belirlenir. Çözümlenen model için ise çıktı katmanında bu ağırlık ve değişken katsayıları doğrusal fonksiyon çerçevesinde işleme alınır. Daha sonra ise çıktı olarak tahmin sonucu elde edilir. Gizli katmanda yer alacak olan nöron sayısı model performansının belirlenmesinde dikkate alınmaktadır. Model performansı için 5-10-20 nöronlu gizli katmanlar denenmiştir. En iyi model performansı R^2 değerinin 1’e, MSE’ nin 0’a yaklaştığı, ayrıca AIC ve BIC parametrelerinde en küçük değerleri aldığı durumda gerçekleşir.

Aşağıda verilen tablolar yapay sinir ağlarında ileri beslemeli geri yayılım algoritması ile yapılan model çözümlenme işleminin sonuçlarını yansıtmaktadır. Model öğrenme, geçerlilik sınaması ve test etme işlemleri ile birlikte çalıştırılmıştır. Buna göre her bir öğrenme-sınama- test etme işlemi için gizli katmandaki nöron sayısı değiştirilmiş ve öğrenme oranları değiştirilmiştir. Bu bakımdan değerlendirildiğinde model sonuçları açısından R^2 ve MSE önemli performans göstergeleri olarak kullanılmıştır. Kurulan modellerde 3779 veri farklı oranlarda öğrenme, geçerlilik sınaması ve test etme için kullanılmıştır. Aşağıda farklı öğrenme-sınama ve test etme oranlarında farklı sayıda nöron içeren modellere ilişkin performans sonuçları verilmektedir.

Tablo 3.6 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%70-%15-%15)

	ORANLAR	
	70-15-15	
20 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0082	0.9974
Geçerlilik	0.01	0.9970
Test	0.0092	0.9972
15 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0126	0.9962
Geçerlilik	0.0139	0.9962
Test	0.0145	0.9952
10 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0137	0.9958
Geçerlilik	0.0142	0.9958
Test	0.0141	0.9960
5 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0475	0.9864
Geçerlilik	0.0487	0.9851
Test	0.0529	0.9847

Tablo 3.6 değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile 4 açıklayıcı değişkenin girdi olarak kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu 2645 verinin öğrenme için, 567 verinin geçerlilik sınaması için ve 567 verinin ise test için kullanıldığı model en iyi performansı göstermiş ve MSE=0.0082 ve R²=0.9974 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.7 değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile 4 açıklayıcı değişkenin girdi olarak kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu 2834 verinin öğrenme için, 378 verinin geçerlilik sınaması için ve 567 verinin ise test için kullanıldığı modelde MSE=0.0082 ve R²=0.9976 olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.7 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%75-%10-%15)

	ORANLAR	
	75-10-15	
20 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0082	0.9976
Geçerlilik	0.0108	0.9968
Test	0.0095	0.9972
15 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0116	0.9966
Geçerlilik	0.0098	0.9966
Test	0.0123	0.9964
10 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0162	0.9952
Geçerlilik	0.0172	0.9948
Test	0.0193	0.9944
5 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0278	0.9920
Geçerlilik	0.0284	0.9916
Test	0.026	0.9922

Tablo 3.8 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%70-%20-%10)

	EĞİTİM ORANLARI	
	70-20-10	
20 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0089	0.9974
Geçerlilik	0.0095	0.9972
Test	0.01	0.9968
15 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0093	0.9972
Geçerlilik	0.0099	0.9970
Test	0.012	0.9962
10 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0188	0.9946
Geçerlilik	0.0166	0.9948
Test	0.0179	0.9950
5 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0275	0.9922
Geçerlilik	0.0297	0.9908
Test	0.0273	0.9916

Tablo 3.8 değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile 4 açıklayıcı değişkenin girdi olarak kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu 2645 verinin öğrenme için, 756 verinin geçerlilik sınaması için ve 378 verinin ise test için kullanıldığı modelde $MSE=0.0089$ ve $R^2=0.9972$ olarak gerçekleşmiştir.

Tablo 3.9 Oranlar-nöron sayıları ve tahmin sonuçları tablosu (%80-%10-%10)

	EĞİTİM ORANLARI	
	80-10-10	
20 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0081	0.9987
Geçerlilik	0.0088	0.9987
Test	0.0097	0.9985
15 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0102	0.9985
Geçerlilik	0.0105	0.9983
Test	0.0114	0.9985
10 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0183	0.9973
Geçerlilik	0.021	0.997
Test	0.0211	0.9969
5 nöron	MSE	R²
Öğrenme	0.0258	0.9962
Geçerlilik	0.026	0.9964
Test	0.0274	0.9958

Tablo 3.9 değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile 4 açıklayıcı değişkenin girdi olarak kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu 3023 verinin öğrenme için, 378 verinin geçerlilik sınaması için ve 378 verinin ise test için kullanıldığı modelde $MSE=0.0081$ ve $R^2=0.9987$ olarak gerçekleşmiştir.

Bu durumda model performansı açısından en iyi model %80-%10-%10 oranlarının kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu ve $R^2=0.9987$ çıktığı

modeldir. Bu modele ilişkin ağ çalışma aşamaları, tahmin grafikleri ile artık değer grafikleri aşağıda gösterilecektir.

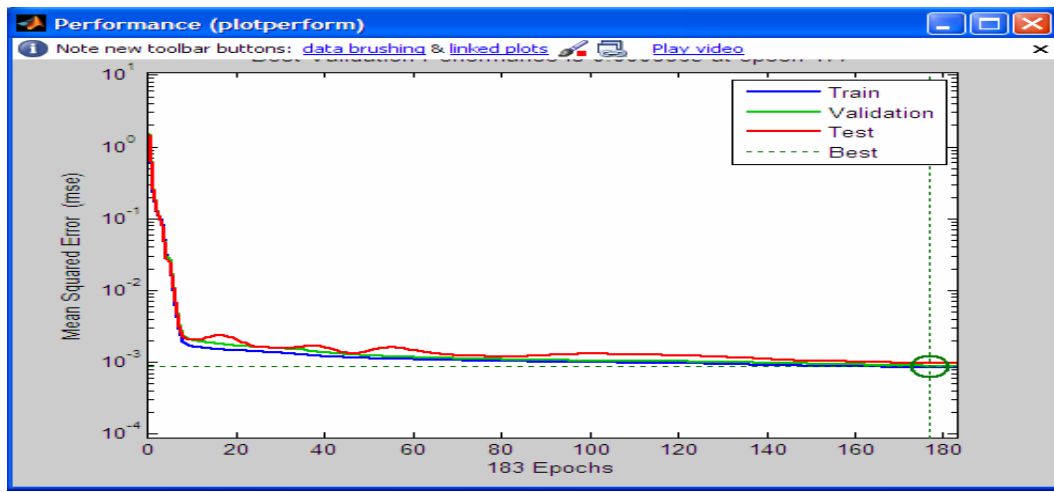
Tablo 3.10 YSA Tahmin Edici Model Sonuçları

R^2	0.9987		O. Bağımlı Değişken	0.000545914
Düzeltilmiş R^2	0.9972		S.D. Bağımlı Değ.	0.01439161
S.E. of regression	0.01404		Akaike Bilgi Kriteri	-5.692786
Sum squared resid	0.74352		Schwarz Kriteri	-5.68618

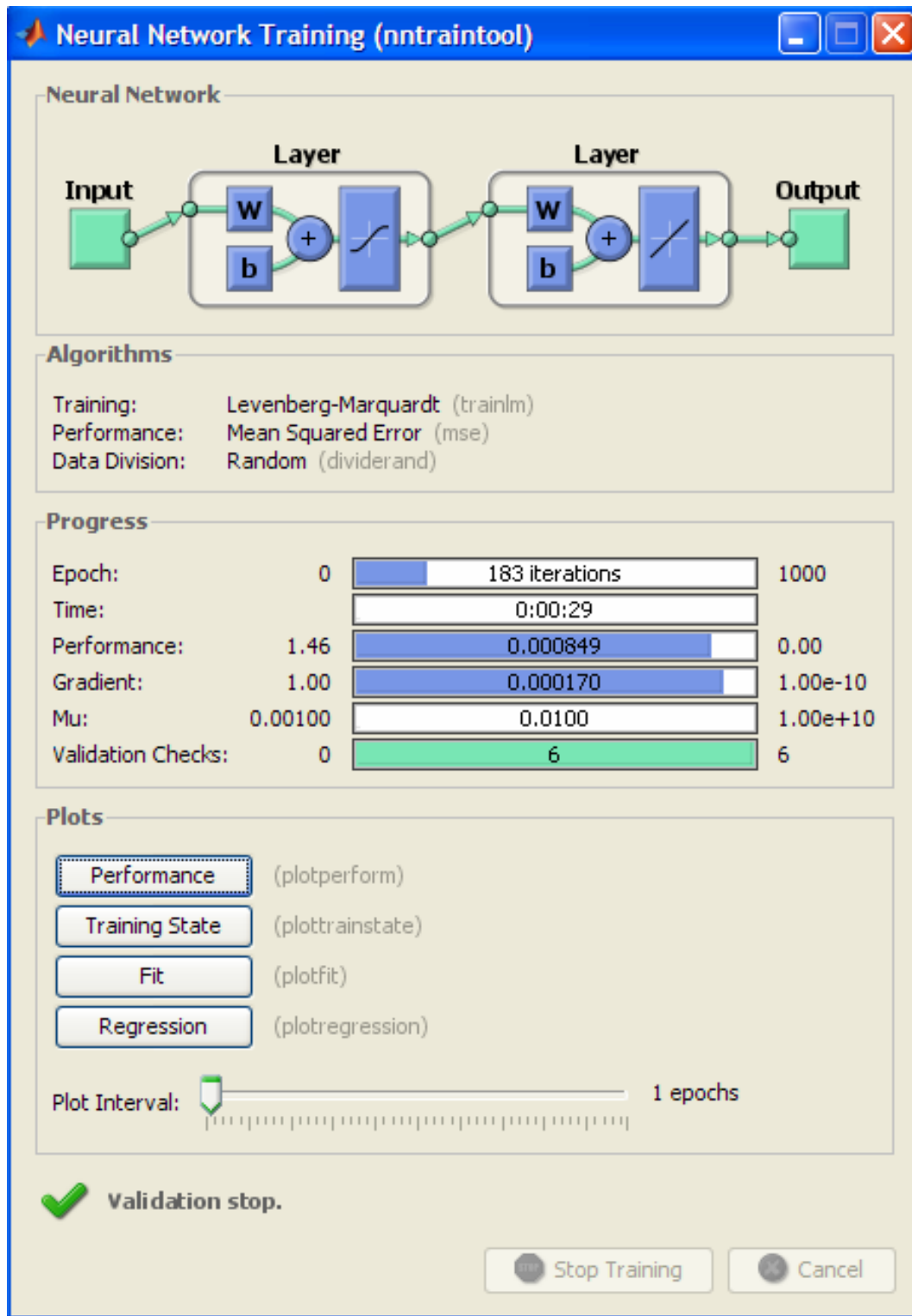
En iyi performans gösteren modele ilişkin istatistik tablosu Tablo 3.10’da verilmektedir. YSA’da en iyi performans gösteren model için tahmin çıktısı E-Views 5.0 paket programı ile analiz edilmiş ve sonuçlar aktarılmaktadır. Model bulgularına göre $R^2=0.9987$, $AIC=-5.69$ ve $BIC=-5.68$ şeklinde gerçekleşmiştir.

3.1.3.1. YSA Model Eğitim Aşamaları ve Bulgular

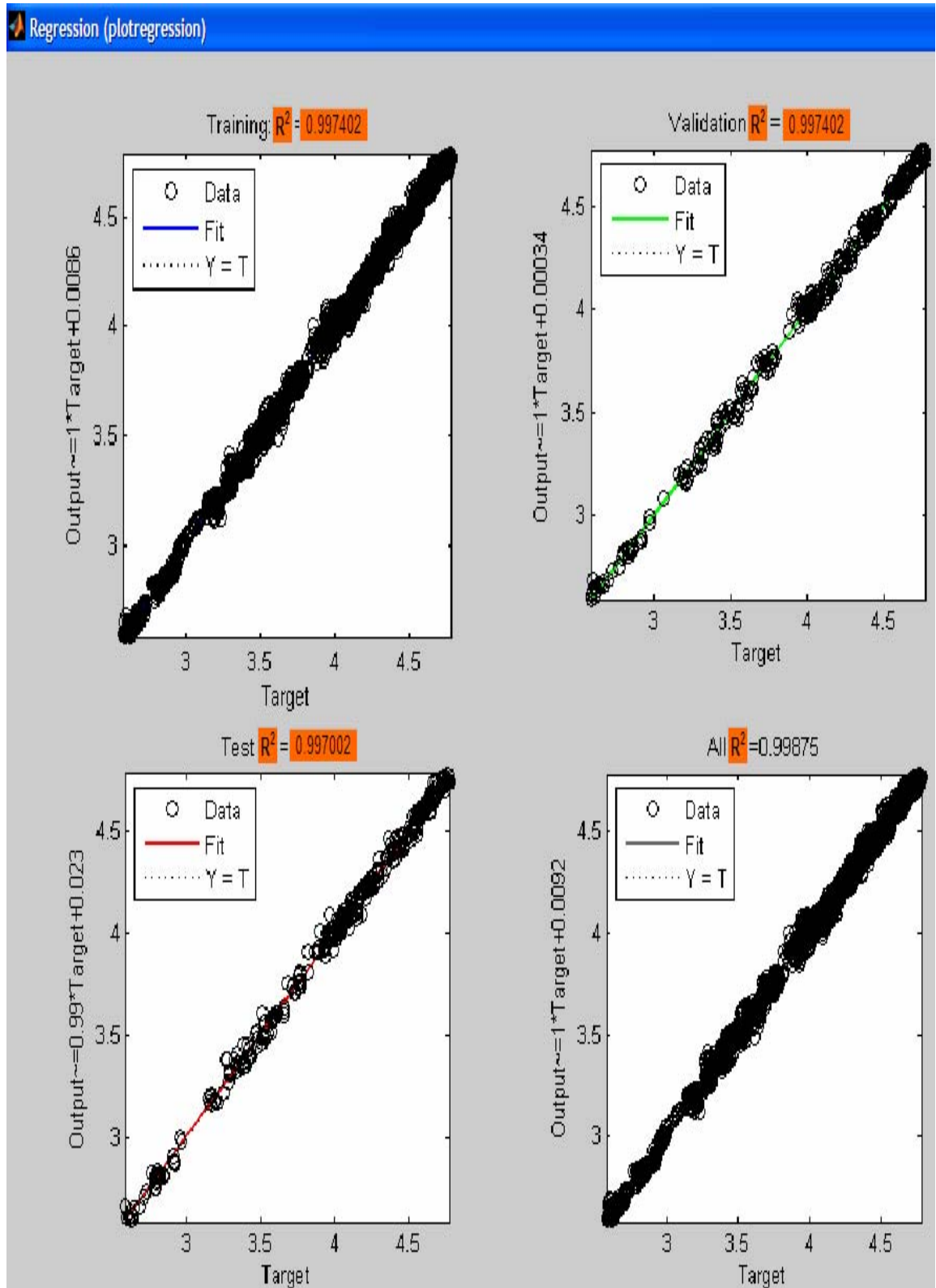
YSA modeli Matlab 7.6.0 (R2008a) paket programı ile çalıştırılmıştır. İterasyon sayısı maksimum 1000 olarak belirlenmiş ve 29 saniyede maksimum iterasyon sayısı 1000 iken 183 iterasyonda sonuca ulaşmıştır. Şekil 3.9’da devir performansı grafiği gösterilmektedir.



Şekil 3.9 Devir Performans grafiği

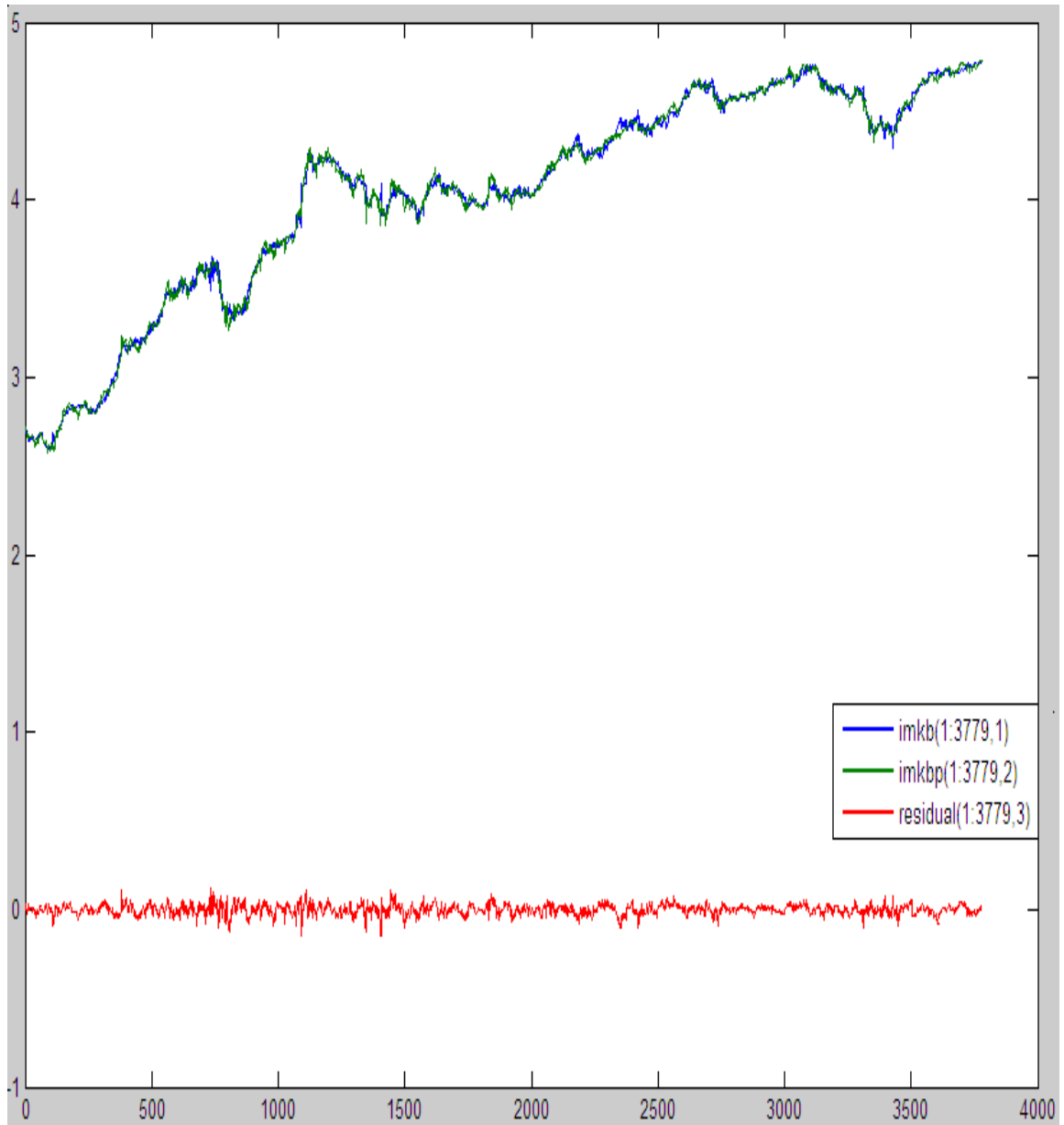


Şekil 3.10 nntool fonksiyonu eğitim düzeneği sonucu



Şekil 3.11 YSA Regresyon performans grafiği

Şekil 3.11’de çalıştırılan modele ilişkin eğitim, geçerlilik sınaması ve test aşamaları için R^2 değerleri grafiği verilmiştir. Öğrenme aşaması için $R^2= 0.9974$, geçerlilik sınaması aşaması için $R^2=0.9974$, test aşaması için $R^2=0.9970$ ve modelin tamamında $R^2=0.9987$ olarak gerçekleşmiştir. 183 iterasyon ve 29 saniyede $MSE=0.0086$ değerine ulaşmış ve en iyi performansı göstermiştir. Gerçekleşen IMKB değerleri (imkb), tahmin edilen IMKB değerleri (imkbp) ve artık değer (residual) grafiği Şekil 3.12’de verilmektedir.



Şekil 3.12 YSA tahmin edici model sonuçları grafiği

3.2 MODEL PERFORMANSLARI VE BULGULARIN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu çalışmada ekonomik açıdan iyi bir algılayıcı niteliğinde olan İMKB 100 endeksine ilişkin öngörü uygulaması yapılmıştır. Öngörü modelinde İMKB 100 endeksi ile yakından ilişkili olan faiz oranı, altın fiyatları, bankalar arası çift taraflı işlem miktarı ve dolar kapanış değeri değişkenleri analize dahil edilmiş ve modelleme çalışmaları yapılmıştır. Çalışmada değişkenlere ait günlük 3779 adet veri kullanılmıştır. Analiz için ilk etapta durağanlaştırma işlemi yapılmıştır. Model çalışması geleneksel zaman serileri ARMA (1,1), Newton nümerik arama yöntemleri ve yapay sinir ağları geri yayılım algoritması kullanılarak çözümlenmiştir. Kurulan tahmin modellerinden elde edilen sonuçlar ise korelasyon katsayısı, MSE, AIC, Schwarz Kriteri (Bayesian Info Criterion) değerleri ile kıyaslanmıştır. Çalışmada en iyi performansı YSA geri yayılım algoritması, daha sonra Newton yöntemi ve en sonda ise en düşük performansı ARMA (1,1) yöntemi vermiştir. Sonuçlar Tablo 3.11’de gösterilmektedir.

Tablo 3.11 Model Sonuçları Tablosu

	R²	MSE	AIC	BIC
YSA	0.9987	0.0081	-5.69	-5.68
Newton	0.954	0.1421	-2.99	-2.97
ARMA(1,1)	0.925	0.1385	-0.80	-0.81

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bazı makroekonomik değişkenlerin seyrinin ne olduğu yada ne olacağı bir ekonomide sürdürülebilir kalkınma ve büyüme hedefleri ile yakından ilişkilidir. Küreselleşme olgusunun dünya ülkeleri tarafından mikro ve makro temellerde hissedildiği günümüzde ülkelerin ekonomi politikalarını birbirlerinden bağımsız belirlemeleri mümkün değildir. Özellikle ekonomik ve siyasi belirsizliklerin az gelişmiş ve Türkiye'nin de içinde bulunduğu gelişmekte olan ülkelerde yoğun şekilde tüm makro politikaları tehdit etmesi nedeni ile bu tip ülkeler en az zarar ile bundan kurtulmanın yolunu arayıp, uygun politika geliştirmek zorundadırlar. Bu politikaları geliştirmenin en gerçekçi ve uygulama alanı olan yöntemi ise makro ve mikro ekonomik değişkenlere ilişkin öngörülerde bulunmaktır. İşsizlik oranı, enflasyon oranı gibi makroekonomik göstergeler ile makro hedeflerden bağımsız olmayan, ülkedeki siyasi ve ekonomik gelişmelere hızlı bir şekilde tepki veren İMKB endeksine ilişkin detaylı analizler ve tahmin modelleri geliştirilmesi gerekmektedir.

Literatür incelendiğinde İMKB endeksine ilişkin öngörü modelleri çalışmasının yapıldığı görülmektedir. Özellikle İMKB 100 endeksine ilişkin geleneksel zaman serileri kullanılarak tahmin çalışmasının yoğun bir şekilde yapıldığı görülmektedir. Ancak iktisat ve istatistik bilimlerinin iç içe girmiş olması, istatistik bilimin yoğun olarak iktisat teorisinde kullanılır hale gelmesi farklı yöntemlerin gelişmesine ışık tutmuştur. Bunun yanı sıra bilgisayar ve bilgi teknolojilerinde ulaşılan noktada, ekonomi dünyasında farklı öngörü model ve metotları denenmeye başlanmıştır. YSA, bulanık mantık ve genetik algoritma gibi yumuşak hesaplama teknikleri geleneksel zaman serilerinden farklı olarak çok karmaşık modelleri çözme imkanına sahiptirler. Bu bakımdan bu yöntemlerin yer aldığı birçok model öngörü çalışmalarında kullanılmaya başlanmıştır.

Model sonuçlarını içeren Tablo 3.11 bilim dünyasının geldiği noktada artık geleneksel metotların rafa kaldırıldığı yerini yeni teknolojilerin yalın halde yada melez karışımlarına bıraktığı bir hal almış durumda olduğunu da göstermektedir. Gerek bulgulardan elde edilen sonuçlar gerekse de literatür taraması bu konuda yeni teknolojilerin geleneksel yöntemlerin bir hayli önünde olduğunu göstermektedir.

Gelişmekte olan ülkelerin başlıca sorunlarından birisi olan siyasi ve ekonomik belirsizliklerin neden olduğu yüksek risk algılamasının azaltılması için ileriye yönelik senaryolar ve projeksiyonların yapılması gerekmektedir. Özellikle kaotik durumun varlığında yapılacak kuvvetli öngörüler yatırımcının yüksek risk algılamasının azalmasını sağlayacak ve karlılığını artırmasını sağlayacaktır. Bu bakımdan öngörü modelleri yatırımcılar için oldukça önemlidir.

Bu çalışmada ele alınan öngörü modellemesi matematik, istatistik, ekonomi ve bilgisayar teknolojilerinin ihtiva eder nitelikte geniş bir işlem ağına sahiptir. Bu noktada, elde edilen sonuçlara ait performanslar var olan yapıda ele alınan değişkenler ile kurulan modellerin ekonomik değişkene ait öngörü kapasitesinin ne olduğunu gösterir niteliktedir. Bu ve buna benzer diğer makroekonomik değişkenler için kurulacak öngörü modellerinde yeni bilgisayar teknolojilerinin melezlenmesi yöntemi ile geliştirilmelidir.

Kullanılacak yeni teknolojilerde model performansı kullanılan bilgisayarın hızına ve kapasitesine, modelde içerilen değişkenlere ait verilere ve kurulan modelin yapısına bağlı olarak değişmektedir. Bu bakımdan bundan sonraki aşamada kurulacak olan modeller için ağın eğitilmesini hızlandıracak, devir sayısını ve geçen süreyi azaltacak yeni teknikler geliştirilmeli ve bu yeni tekniklere imkan tanıyan neuro-fuzzy uygulamaları ile daha çok deneme yapılmalıdır. Model performanslarının başarı oranları kullanılan nöron, gizli katman sayısı ve öğrenme oranları ile ilişkili olduğu için farklı denemeler yapılarak model performanslarında optimum çözümler üretilmelidir.

KAYNAKLAR

- Akay A. (2009). Yapay Sinir Ağları İle İMKB 100 Endeksi Gelecek Değer Öngörüsü, Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Trabzon
- Akdi Y. (2003). Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler Ve Kointegrasyon), Bıçaklar Kitabevi, Ankara
- Akyol A.P. (2006) Doğrusal Olmayan Ekonometrik Modellerin Genetik Algoritma Yaklaşımı İle Parametre Tahmini, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi
- Anderson, D., McNeill, G. (1992). Artificial Neural Networks Technology. A DACS State-of-the-Art Report. New York: Kaman Sciences Corporation.
- Anonim (2007). Sermaye Piyasası Mevzuatı, İlgili Mevzuat Ve Etki Kurallar, TSPAKB
- Anonim (2008). Sermaye Piyasası Faaliyetleri Temel Düzey Lisansı Eğitimi, TSPAKB
- Anonim (2009). Analiz Yöntemleri Sermaye Piyasası Faaliyetleri İleri Düzey Lisans Eğitimi Faaliyetleri, TSPAKB
- Arslan O. (2007). Sismik Veri Analizinde Yapay Sinir Ağı Tabanlı Ana Bileşenler Ağı Analizi; Uluslararası Deprem Sempozyumu, İstanbul
- Arslan, A., İnce R. (1996). The Neural Network Approximation to The Size Effect in Fracture of Cementitious Materials, Engineering Fracture Mechanics, Vol 54, No 2
- Baş, N. (2006). Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ve Bir Uygulama, Mimar Sinan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Baçoğlu U., Parasız İ., Ceylan A.,(2009). Finans Teori, Kurum Ve Araçlar, Ekin Kitabevi, Bursa
- Bolak M. (2001). Sermaye Piyasası Menkul Kıymetler ve Portföy analizi 2. Basım, İstanbul Beta Basım Yayın Dağıtım
- Boz A. (2000) Lineer Olmayan İntegral Denklemlerin Newton Metodu İle Çözümü, Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Kütahya
- Bozkurt H. (2007) Zaman Serileri Analizi, Ekin Kitabevi, Bursa

- Büker S. ve Diğerleri,(1997). Finansal Yönetim 2. Baskı Anadolu Üniversitesi Basımevi Eskişehir
- Ceylan A.(1995) İşletmelerde Finansal Yönetim, Ekin Kitabevi Bursa
- Ceylan A., Korkmaz T. (2004) Sermaye Piyasası ve Menkul Değer Analizi, İstanbul
- Cichocki A., Unbehaven R. (1993). Neural Networks for Optimization and Signal Processing, John Wiley and Sons, Gb. Stuttgart
- Çorumluğlu Ö., Özbay Y., Kalaycı İ., Şanlıoğlu İ. (2005). GPS Yüksekliklerinden Ortometrik Yüksekliklerin Elde Edilmesinde Yapay Sinir Ağı Tekniğinin Kullanımı, Har. ve Kad. Müh.Odası, Mühendislik Ölçmeleri) 2. Mühendislik Ölçmeleri Sempozyumu
- Çuhadar M., (2006). Turizm Sektöründe Talep Tahmini İçin Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Diğer Yöntemlerle karşılaştırmalı Analizi (Antalya İlinin Dış Turizm Talebinde Uygulama), SDÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Doktora Tezi, Isparta
- Dağlı C.H., (1994). Artificial Neural Networks For Intelligent Manufacturing, Yöneylem Araştırma Dergisi, 6
- Demirel Ö. (2009) Anfis Ve Arma Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi
- Demuth H., Beale M.(2000) Neural Network Toolbox For Use with MATLAB
- Dobre I., Alexandru A.A. (2008), Modelling Unemployment Rate Using Box-Jenkins Procedure, Journal Of Quantative Methods Vol:3 No:2 S:156
- Doğan V. (2006). Forecasting Stock Marker Return Using Artificial Neural Networks Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Ekinci A (2009) Lineer Olmayan Diferansiyel Denklemlerin Newton Metodu İle Yaklaşık Çözümü, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Sakarya
- Elmas, Ç.(2003). Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama), Seçkin Yayıncılık, Ankara, 975 347 612 4
- Freeman J., Skapura D. (1991). Neural Network Algorithm, Applications And Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company
- Günay S., Eğrioğlu, E.; Aladağ, Ç.(2007). Tek Değişkenli Zaman Serileri Analizine Giriş, Hacettepe Üniversitesi Yayınları, Ankara
- Günlük A.(1984). Türkiye’de Sermaye Piyasası, Türkiye Ansiklopedisi 1. Cilt İletişim Yayınları İstanbul

- Hamzaçebi C., Kutay, F.(2004). Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini, Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Gazi Üniversitesi, Ankara
- Harmon, P., Maus, R., Morrisey, W. (1988). Expert System Tools and Applications, John Wiley & Sons Inc., Canada
- Haykin S. (1994). Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan, 0-02-352781
- Hopfield J.J. (1984). Neurons With Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those Of Two-State Neurons Proc. Natl. Acad. Sci. USA 81
- Hopfield J.J., Tank D.W. (1985). Neural Computation Of Decisions In Optimization Problems, Biological Cybernetics Vol 52
- Kandel E.R. (1991). Principles of Neural Science, Elsevier Science Publishing Co.
- Kantoroviç L.V., Akilov G.P. (1994). Fonksiyonel Analiz, Nauka, Moskova
- Kaya İ., Oktay S., Engin O. (2005). Kalite Kontrol Probleminin Çözümünde Yapay Sinir Ağının Kullanımı, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 21,1-2, Kayseri
- Kaya, Y.T (1998). Sermaye Hareketleri ve Kısa Vadeli Sermaye Hareketlerinin Modellenmesi: Türkiye Örneği, Uzmanlık Tezi. Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü Ekonomik Modeller Dairesi Yayın No: 2487, Ağustos 1987, s:54
- Kayalıdere K.(2002). 1995-2000 Döneminde İMKB’de İşlem Gören Hisse Senetlerinin Piyasa Değeri Ve Fiyat/Kazanç Oranına Göre Oluşturulan Portföylerinin Performanslarının İncelenmesi, Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Yüksek Lisans Tezi, Manisa
- Kocabaş Ş. (1998). Yapay Zeka Ders Notları İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul
- Konuralp G. (2005). Sermaye Piyasaları Analizler, Kuramlar Ve Portföy Yönetimi, 2. Baskı 2005 İstanbul
- Kurt A. (1995). “Uzman Sistem Nedir?” Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bülteni Cilt :8 Sayı: 3
- Lawrance S., Giles C.L., Fong S., (2000) Natural Language Grammatical Inference With Recurrent Neural Networks” IEEE Transactions On Knowledge And Data Engineering, Vol.12, N:1
- Liao Y., Vemuri V. (2002). Use Of K-Nearest Neighbor Classifier For Intrusion Dedection Computers&Security, Vol 21, NO:5 S:439-448

- McNeils P. (2005). Neural Networks In Finance-Gaining Predictive Edge In The Market Elsevier, Academic Press
- Murphy J. (1986). Technical Analysis of Futures Markets, New York Institute of Finance, New York
- Musayev, B.İ. (1988) Tekli İntegral Denklemlerin Konsruktif Çözüm Yöntemleri, Azerbaycan Üniversitesi Doktora Tezi
- Müslümov A. (1998). Borsa Gelişmesi Ve Ekonomik Büyüme İlişkisinin Nedensellik Analizi, İTÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Nazlıgül, K. (2006). Gelişen Borsalar Ve İMKB'nin Karşılaştırmalı Özellikleri, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi
- Ocakoğlu G. (2006). Lojistik Regresyon Analizi Ve Yapay Sinir Ağı Tekniklerinin Sınıflama Özelliklerinin Karşılaştırılması Ve Bir Uygulama, Uludağ Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Bursa
- Efe, Ö., Kaynak, O. (2000) Yapay Sinir Ağları Ve Uygulamaları, Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul
- Özdemir M. (1999). Finansal Yönetim, Türkmen Kitabevi, 2. Baskı İstanbul
- Örten, R., Örten İ. (2001). Türev Finansal Araçlar ve Muhasebe Uygulamaları, Gazi Kitabevi, Ankara
- Özgen D. (2007). Yapay Sinir Ağları Analizi Ve Türk Finans Piyasaları: İMKB 30 Endeksi Uygulaması, Marmara Üniversitesi Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- Öztemel, E. (2006). Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 975-67-97-39-8
- Ross, T.J., (1975). Fuzzy Logic with Engineering Applications, Mc.Graw-Hill Publishing Co. NewYork
- Saraç T. (2004) Yapay Sinir Ağları, Basılmamış Seminer Projesi, Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü Anabilim Dalı, Ankara
- SARAÇ, T. (2004). Yapay Sinir Ağları, Basılmamış Seminer Projesi, Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü Anabilim Dalı, Ankara
- Sayılgan G. (2004). Finansal Piyasalar ve Finansman Teknikleri, Ankara, 4
- Sevüktekin, M., Nargeleçekenler M. (2005). Zaman Serileri Analizi, Nobel Yayın Dağıtım Ltd., Ankara

- Seyidođlu H. (2005) Uluslar arası Finans, 3. Baskı İstanbul
- Sharda R. (1994) Neural Networks For The MS/OR Analyst: An Application Bibliyography” Interface, Vol. 24, No:2
- Sözen A., Akçayol A. (2004). Modeling (Using Artificial Neural Networks) The Performance Parameters of a Solar-Driven Ejector-Absorption Cycle; Applied Energy, 79(3)
- Şahin, Ş.Ö. (2002) Yapay Sinir Ağları Yardımı İle Dinamik Bir Senaryo Analizi, Doktora Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- Şen Z. (2004) Yapay Sinir Ağları İlkeleri, Su Vakfı İstanbul
- Taştı İ. (2007). Türk Sermaye Piyasasının Yapısı ve İşleyişi, Sütçü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Kahramanmaraş
- Tebelkıs J. (1995). Speech Recognition Using Neural Networks, School of Computer Science Carnegie Mellon University, Pennsylvania, Doctor of Philosophy Thesis
- Tolon M., Tosunođlu G. (2008). Tüketici Tatmini Verilerinin Analizi, Yapay Sinir Ağları Ve Regresyon Analizi Karşılaştırması, Gazi İİBF Dergisi http://dergi.iibf.gazi.edu.tr/dergi_v1/10/2/12.pdf erişim:12.09.2010)
- Trippi R.R., Turban E. (1996) Neural Network in Finance and Investing, Irwin Professional Pub.,Chicago
- Tunçkanat M., Kuran R., Sađırođlu Ş. (2003). Voice Recognition Based On Neural Networks, International Conference On Signal Processing, ICSP
- Usta A.S. (2007). Yapay Sinir Ağları Uygulaması Kullanılarak ÜFE Deđerlerinin Öngörü Modellemesi Ve Analizi Yıldız Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans tezi, İstanbul
- Vural B.B. (2007) Yapay Sinir Ağları İle Finansal Tahmin, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Ankara
- Yıldırım H., Çakır Ö., (2010) İMKB 100 Endeksine Ait Zaman Serisinin Box-Jenkins Yöntemi İle Tahmini, Marmara Üniversitesi SBE Dergisi
- Yıldız Ö. (2006). Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı, Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi Eskişehir
- Yoldas U.C.(2006). Elektrik Enerjisinde Yük Tahmini Yöntemleri Ve Türkiye'nin 2005–2020 Yılları Arasındaki Elektrik Enerjisi Talep Gelişimi Ve Arz Planlaması, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Ankara,

Yurtođlu H. (2005). Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Deđişkenler İçin Türkiye Örneđi; DPT Uzmanlık Tezleri; Yayın No: 2683, Ankara

Yüksek, A.G. (2006). Hava Kirliliđi Tahmininde Çoklu Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Yönteminin Karşılaştırılması, Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Doktora Tezi, Sivas

www.tcmb.gov.tr 01.08.2010 erişim tarihi

www.imkb.gov.tr 28.02.2011 erişim tarihi

ÖZGEÇMİŞ

1980 yılında Denizli'nin Güney ilçesinde doğdum. İlköğrenimimi Aydın'da, orta ve lise öğrenimimi Denizli'de tamamladım. Yüksek öğrenimimi 2005 yılında Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat Bölümünde yüksek onur derecesi ile tamamladım. 2006 yılında Türkiye İstatistik Kurumu Denizli Bölge Müdürlüğü'nde TÜİK Uzman Yardımcısı olarak çalışmaya başladım. 2010 yılında Uzmanlık kadrosuna atandım ve halen Denizli Bölge Müdürlüğü'nde TÜİK Uzmanı olarak çalışmaktayım.