

# İMKB 100 Endeksinin Yapay Sinir Ağları ve Newton Nümerik Arama Modelleri ile Tahmini

*Forecasting ISE 100 Indice Using Artificial Neural Networks And Newton Numerical Search Models*

**Hakan AYGÖREN**

*Doç. Dr., Pamukkale Üniversitesi, İİBF, Muhasebe Finansman A.B.D.*

**Hakan SARITAŞ**

*Doç. Dr., Pamukkale Üniversitesi, İİBF, Muhasebe Finansman A.B.D. (hsaritas@pau.edu.tr)*

**Tuncay MORALI**

*TÜİK, (tuncay.morali@tuik.gov.tr)*

## ÖZET

*Menkul kıymetler piyasalarının fiyat tahminlerinin yapılması Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomiler açısından oldukça önemlidir. Bu çalışmada İMKB 100 endeksi ile ilişkili bazı piyasa değişkenleri kullanılarak 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

*Stock market price prediction is fairly important for developing countries such as TURKEY. In this study models were developed using some variables that are relevant to ISE 100 index. These models were tried to predict by using traditional time series, numerical search models and artificial neural networks. For models, golden price, interest rate, dual transactions between banks (TL) and USD daily closing price data were used as independent variables. ARMA (p,q) models for traditional time series, Newton method for numerical search models and backpropation algorithm for artificial neural networks were developed for comparison. According to model results traditional time series and numerical search models had less performance than artificial neural networks models.*

### Keywords:

*ISE 100, Newton, Traditional Time Series, Artificial Networks, Forecasting Models*

## 1. 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 ikinci bölümünde İMKB tahmin yöntemlerine ilişkin kısa bilgiler aktarılmıştır. Üçüncü bölümde öngörü modellemesinde kullanılan ARMA (p,q), Newton modelleri ve yapay sinir ağları geri yayılım algoritması ile ilgili teorik bilgi aktarılmıştır. Dördüncü bölümde öngörü modellemesi çalışmaları ile elde edilen sonuçlara yer verilmiştir. Son bölümde ise elde edilen bu sonuçlara ilişkin değerlendirmeler ve karşılaştırmalar yapılmıştır.

## 2. TAHMİN YÖNTEMLERİ

### 2.1. Temel ve Teknik Analiz Yöntemleri

Finansal piyasalar tasarruf sahiplerinin ellerindeki fonları, tasarruf açığı içinde bulunanların kullanımına sunmalarına aracılık eden piyasalardır (Seyidoğlu, 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 piyasalarda tanımında geçen fonksiyonunun yanı sıra üç temel ekonomik fonksiyon bulunmaktadır. Birincisi, alıcı ve satıcıyı bu piyasalarda karşı karşıya getirdiğinden alım satımı yapılan finansal varlığın fiyatının oluşmasına yardımcı olması, finansal varlığı satmak isteyen yatırımcı için ona uygun bir mekanizma sunmasıdır. Bu sayede finansal pazarlar, koşullar zorlandığında ya da satmanın avantajlı olduğu durumlarda yatırımcı için çok önem taşıyan likidite imkanı sağlamaktadır. Finansal piyasaların üçüncü ekonomik fonksiyonu da işlem maliyetlerini azaltmasıdır. Bu maliyetler finansal varlık almayı ya da satmayı düşünen yatırımcının karşı tarafı bulmak için harcadığı zaman, bilgi maliyetleridir (Konuralp, 2005:12).

Finansal piyasada yatırım yapan kişi ve kuruluşlar yatırım yaptıkları pazarı iyi tanımak ve takip etmek zorundadırlar. Bu zorunluluğu 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. Bu bilgilere dayanarak yatırımcılar finansal piyasalarda oluşan fiyat hareketlerini tahmin etmeye çalışırlar. Fiyat hareketlerinin tahmininde temel ve teknik analiz gibi geleneksel yaklaşımların yanı sıra, zaman serisi analizleri gibi istatistik ve matematiksel analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Günümüzde teknolojinin de gelişmesi ile birlikte daha karmaşık model ve yöntemler kullanılarak analiz yapma olanağı bulunmaktadır. Gelişmiş tahmin yöntemleri olarak da bilinen bu yöntemler, yapay sinir ağları, bulanık mantık ve Newton nümerik analizi gibi diğer yöntemlerdir.

Temel analiz genel olarak fiyat üzerinde arz ve talebin etkilerini değerlendirmede kullanılır. 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 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.

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.

## 2.2. İstatistik ve Matematiksel 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).

Son yıllarda endeks, 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 endeks 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.

### 2.2.1 Zaman Serisi ile Tahmin

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. 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 (Günay ve diğerleri, 2007: 68-77).

(i) 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.

(ii) 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).

(iii) 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 Bayesci 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).

(iv) 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 birçok yöntem literatürde yer almaktadır.

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

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

Burada  $X_n$  ve  $X_{n-1}$  gözlemleri,  $Z_n$  ve  $Z_{n-1}$  yerine de tahmin edilen artıklar temsil etmektedir (Günay ve diğerleri, 2007: 68-77). Çalışmaya konu olan ARMA modelleri sırasıyla AR, MA, ARMA ve ARIMA olmak üzere 4 modelden oluşmaktadır.

### 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.

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

Burada  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  geçmiş gözlem değerleri ve  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$  geçmiş gözlem değerleri için katsayıları,  $\delta$  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.

### 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.

$$Y_t = \mu + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

Burada  $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$  hata terimlerini,  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  hata terimleri ile ilgili katsayıları ve  $\mu$  sürecin ortalaması olan bir sabiti göstermektedir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004: 227-233).

### 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.

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \delta + a_t + \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4)$$

Yukarıdaki eşitlikte  $Y_{t-p}$  geçmiş gözlem değerleri ve  $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$  geçmiş gözlem değerleri için katsayıları,  $\delta$  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).

### 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)'nin 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 ARMA(p,q) modeli kullanılmaktadır 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.

#### 2.2.2. Newton Yöntemi

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  $F : R \longrightarrow R$  fonksiyonu

$$F(x) = 0 \quad (5)$$

şeklinde denklemler için Newton tarafından ileri sürülmüş ve Banach uzaylarında verilen operatörlü denklemler için Leonid Vitaliyevič Kantorovič tarafından geliştirilmiştir (Musayev, 1988: 41).

$F : R \longrightarrow R$  fonksiyonunda olduğu gibi Newton metodunu skaler denklemler için incelenir. Eşitlik 5'te  $x^*$  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 yazılır.  $F'(x_0) \neq 0$

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 denklemi ;  $y = F(x_1) + F'(x_1)(x - x_1)$  yazılır ve  $x_2 = x_1 - \frac{F(x_1)}{F'(x_1)}$

$F'(x_1) \neq 0$  olduğunda bu doğrunun x eksenini kesiştiği nokta bulunur.  $F'(x_{n-1}) \neq 0, n=2,3,\dots$  benzer şekilde devam ettirildiğinde

$$x_n = x_{n-1} - \frac{F(x_{n-1})}{F'(x_{n-1})}, n = 1, 2, \dots \quad (6)$$

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 yönteme Newton teğetler metodu adı verilir (Boz, 2000: 30-38).

### 2.2.3. Yapay Sinir Ağları

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 oluştuğu 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 sinirsel algılayıcılar vasıtası ile kazanılmış ve görece 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).

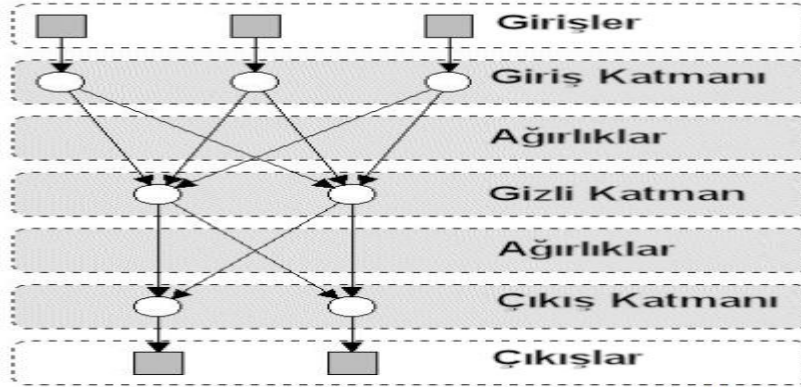
Uzman sistemler; gerçekleşmekte olan bir olay ya da durum hakkında zeki kararlar alan veya zeki öneriler teklif edebilen sistemlerin düzenlenmesi gibi, uzmanların yetenekleri sayesinde bilgi tabanlı elemanların bilgisayar içinde düzenlenmesidir (Kurt, 1995: 5-7). Uzman bir sistemin bilgisi gerçekler 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).

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.

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).

Yapay sinir ağları 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 olduğu söylenebilir (Öztemel, 2006: 41).

Yapay sinir ağları 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 katmanı*dir. *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 1. Yapay Sinir Ağına Genel Bir Örnek (Freeman ve Skapura, 1991: 84)

**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.

**Ağrılıklar:** Ağrılıklar, 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. Ağrılıklar 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 formülize edilir.

$$NET = \sum_{i=1}^n G_i A_i \quad (7)$$

Burada  $G_i$  girdileri,  $A_i$  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 karardır (Öztemel, 2006: 46).

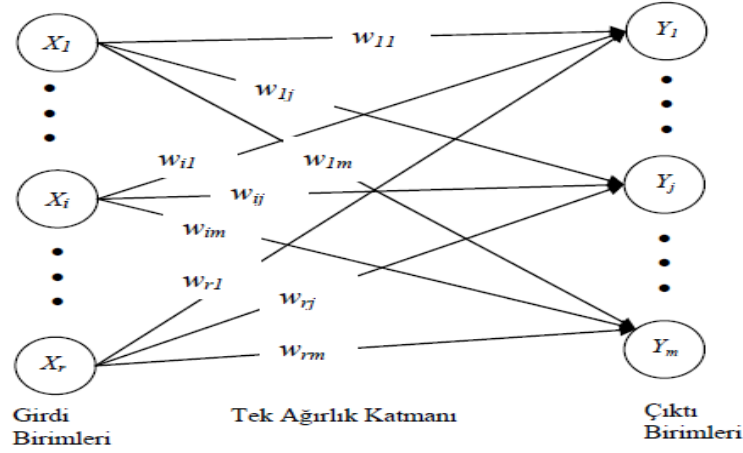
**Aktivasyon fonksiyonu:** Yapay sinir hücresinin bir başka önemli bileşeni de aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon, toplama fonksiyonundan gelen bilgileri çıktıya dönüştürür. Aktivasyon fonksiyonu, eşik fonksiyonu olarak da adlandırılır.

Toplama fonksiyonuna benzer bir şekilde, bu fonksiyonda da çıktıyı hesaplamının 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<sup>†</sup>.

**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)

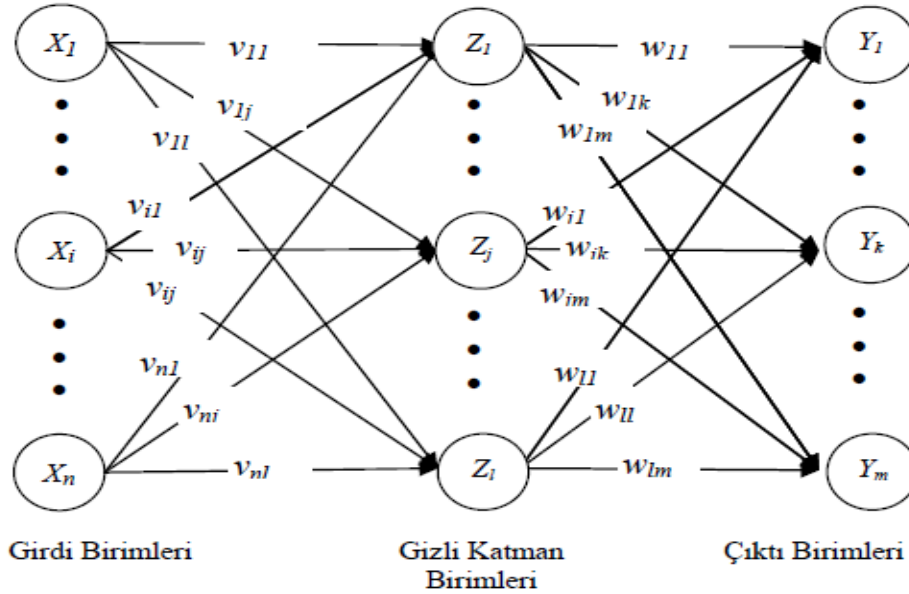
Sinir ağları tek katmanlı ya da çok katmanlı olarak sınıflandırılırlar. Katman sayısı belirlenirken girdi birimi katman olarak sayılmaz, çünkü bular üzerinde hiçbir hesaplama işlemi yapılmaz. Bir ağ içindeki katman sayısı nöronları bağlayan ağırlıklı bağlantı sayısına eşittir. (Ocakoğlu, 2006: 7).

<sup>†</sup> Bu fonksiyonlarla ilgili bilgiler matematik kitaplarında bulunabilir.



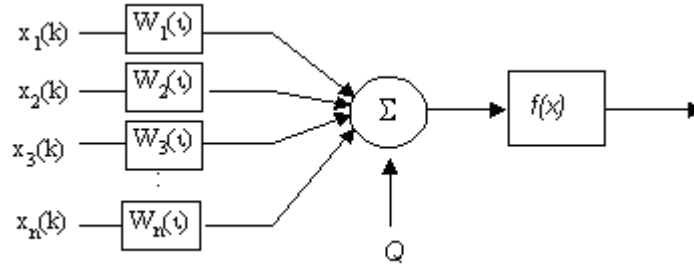
Şekil 2. Tek katmanlı bir yapay sinir ağı

Bu tip ağlarda görüldüğü gibi girdi birimleri ile çıktı birimleri arasında sadece ağırlıklandırılmış bağlar bulunmaktadır. Arada herhangi bir gizli katman yoktur. Şekil 3'de gösterilen iki katmanlı ağ modelinde ise arada gizli katman bulunmakta ve ağırlıklandırılmış bağlantılar ile giriş ve çıktı katmanları birbirlerine bağlanmış durumdadır.



Şekil 3. 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 4 Yapay bir düğüm (Elmas,2003)

Şekil 4’de 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).

### 3. 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. Bağımlı değişken İMKB 100 indeksinin günlük kapanış değerleridir. Veriler TCMB internet sitesinden elde edilmiştir. Kullanılan bağımsız değişkenler ise mevduat faiz oranı, altın fiyatları, USD kapanış fiyatları ve bankalar arası para piyasası işlem özetlerine ait verilerdir. Mevduat faiz oranı değişkenine ait günlük dönüşüm gerçekleştirilmiştir. Altın fiyatları verisi olarak 1 Ons Altın Londra satış fiyatı değeri (1 ABD Doları/ONS) şeklindeki zaman serisi döviz ve efektif piyasası işlemlerinden TL/USD Kapanış zaman serisi kullanılmıştır. Bankalararası Para piyasası işlem özetlerinde çift taraflı işlem hacmi zaman serisi verilere dahil edilmiştir.

Verilerin 15 yıla ait işgünü frekansındaki değerleri için durağanlık sınaması yapılmış ve logaritması alınarak veriler durağan hale getirilmiştir.

Çalışmada değişkenler; R; faiz oranı, USD; ABD Doları 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 1’de gösterilmektedir.

Tablo 1 Değişkenlere ait Tamamlayıcı İstatistikler ve Korelasyonları

Tamamlayıcı İstat.	Ortalama	Std. Sapma	N
R	1.593034	.2700857	3779
USD	-.149769	.4507996	3779
İmkb	4.042622	.5893667	3779
Int	6.035334	.7486663	3779
Au	8.998408	.5577785	3779

Korelasyon	R	USD	İmkb	Int	Au
R	1	-.747** (.000)	-.875** (.000)	-.760** (.000)	-.879** (.000)
USD	-.747** (.000)	1	.916** (.000)	.884** (.000)	.946** (.000)
İmkb	-.875** (.000)	.916** (.000)	1	.832** (.000)	.949** (.000)
Int	-.760** (.000)	.884** (.000)	.832** (.000)	1	.883** (.000)
Au	-.879** (.000)	.946** (.000)	.949** (.000)	.883** (.000)	1

\*\* 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 kurulabilir durumdadır.

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<sup>®</sup> paket programları kullanılmıştır.

### 3.1. ARMA (p,q) 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.

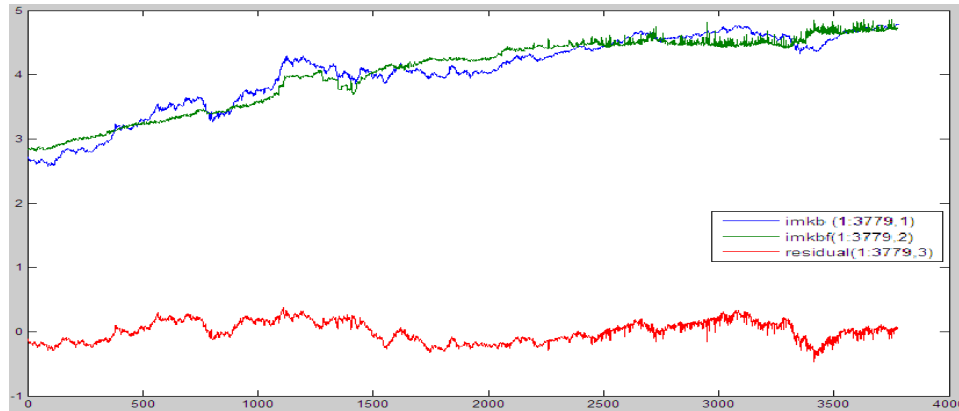
**Tablo 2 Model Katsayı ve t İstatistiği Tablosu**

Bağımlı Değişken: İMKB				
Değişkenler	Katsayı	Std. Hata	t-İstatistiği	Olasılık
<b>R</b>	-0.792514	0.024654	-32.14575	0
<b>USD</b>	0.677033	0.022843	29.63817	0
<b>INT</b>	-0.091745	0.007952	-11.53718	0
<b>AU</b>	0.25617	0.024307	10.53893	0
<b>W</b>	3.655265	0.255693	14.29552	0

**Tablo 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  $R^2=0.92$ ,  $MSE=0.1385$ ,  $AIC=-0.81$  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 5'de verilmektedir.



**Şekil 5. ARMA(1,1)'e göre model sonuçları grafiği**

### 3.2. Newton Metodu ile Tahmin

Newton yöntemi ile doğrusal ve doğrusal olmayan zaman serilerine ilişkin tahminler yapılabilmektedir. İMKB 100 endeksine ilişkin stokastik olarak nitelendirilen, yani açıklayıcı değişkenlere ait gözlenebilen geçmiş değerlerin var olduğu zaman serisi üzerinde Newton yöntemi ile tahmin edilir. Sonraki aşamada, kurulan parabolik ve doğrusal polinom denklemlerine ait çözüm üretme ve kök bulma işlemi yapılır. Çalışmada açıklayıcı değişkenler ile yapılan modellemeler aşağıda verilmektedir.

$$W_0 Y = W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_3 + W_4 X_4 \quad (7)$$

$$W_0 Y = W_1 X_1 + W_2 X_2 + W_3 X_4 \quad (8)$$

$$W_0 Y = W_1 X_1^2 + W_2 X_2^2 + W_3 X_3^2 + W_4 X_4^2 \quad (9)$$

$$W_0 Y = W_1 \exp(x_1 + x_2 + x_3 + x_4) \quad (10)$$

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 değerleridir. Hata değerleri gözlemlenen  $Y_{100}$  ve tahmin değeri  $Yf_{100}$  arasındaki farktır ve  $Y_{100} - Yf_{100} = \Phi$  olarak ifade edilmektedir.

$$\text{Model1} : W_0 Yf_{100} = W_1 (R) + W_2 (USD) + W_3 (INT) + W_4 (AU) \quad (11)$$

$$\text{Model2} : W_0 Yf_{100} = W_1 (R) + W_2 (USD) + W_3 (AU) \quad (12)$$

$$\text{Model3} : W_0 Yf_{100} = W_1 (INT)^2 + W_2 (AU)^2 + W_3 (USD)^2 + W_4 (R)^2 \quad (13)$$

$$W_0 Yf_{100} = W_1 \exp(R + USD + INT + AU) \quad (14)$$

Kurulan modeller Excel Solver<sup>®</sup> 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 4'te verilmektedir.

**Tablo 4. Newton Metodu Model Parametre Tahminleri**

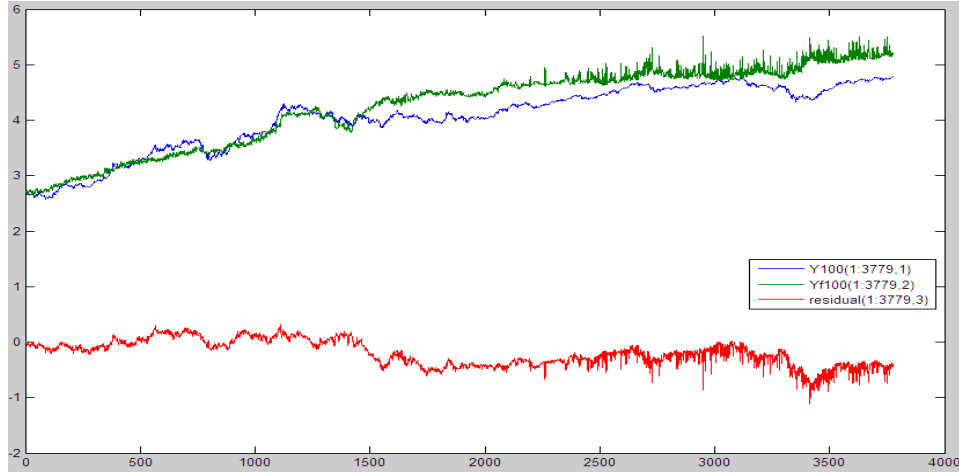
	R <sup>2</sup>	MSE	W1	W2	W3	W4
<b>MODEL 1</b>	0.958	0.1421	-0.774	0.576	-0.193	0.748
<b>MODEL 2</b>	0.954	0.1505	-0.928	0.419	0.649	null
<b>MODEL 3</b>	0.898	0.2212	0.015	0.043	0.357	-0.237
<b>MODEL 4</b>	0.545	0.3275	0.000	null	null	null

Sonuçlar değerlendirildiğinde Model 1 0.958 R<sup>2</sup> değeri ile tahmin için kullanılabilen en iyi denklem olarak sonuç vermiştir.

**Tablo 5. Newton Metodu Tahmin Edici Sonuçları Tablosu**

R <sup>2</sup>	0.958	Ortalama Bağımlı Değişken	0.00065441
Düzeltilmiş R <sup>2</sup>	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

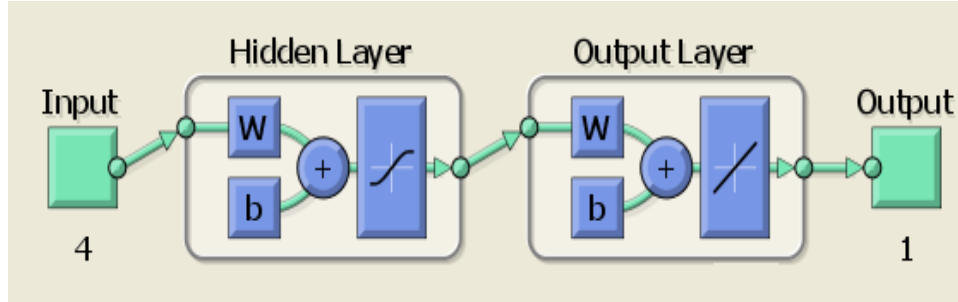
Model Excel Solver ve E-views 5.0 paket programı ile çözümlenmiş ve elde edilen sonuçlar Tablo 3.5'te verilmektedir. Newton metodu Model 1'e göre R<sup>2</sup>=0.95, MSE= 0.1421, AIC= -2.99 ve Schwarz Criterion -2.97 olarak gerçekleşmiştir. Newton metodu Model 1'e göre çözüm doğrultusunda; gerçekleşen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



Şekil 6. Newton Metodu model sonuçları grafiği

### 3.3. 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 eğitilmiştir.



Şekil 7. İki katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı

Şekil 7’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 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.

Tablo 6, yapay sinir ağlarında ileri beslemeli geri yayılım algoritması ile yapılan model çözümleme 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 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.

Tablo 6 Oranlar-Nöron Sayıları Ve Tahmin Sonuçları Tablosu

PANEL A	ORANLAR	
	70-15-15	
<b>20 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0082	0.9974
Geçerlilik	0.01	0.9970
Test	0.0092	0.9972
<b>15 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0126	0.9962
Geçerlilik	0.0139	0.9962
Test	0.0145	0.9952
<b>10 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0137	0.9958
Geçerlilik	0.0142	0.9958
Test	0.0141	0.9960
<b>5 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0475	0.9864
Geçerlilik	0.0487	0.9851
Test	0.0529	0.9847

PANEL B	ORANLAR	
	75-10-15	
<b>20 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0082	0.9976
Geçerlilik	0.0108	0.9968
Test	0.0095	0.9972
<b>15 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0116	0.9966
Geçerlilik	0.0098	0.9966
Test	0.0123	0.9964
<b>10 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0162	0.9952
Geçerlilik	0.0172	0.9948
Test	0.0193	0.9944
<b>5 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0278	0.9920
Geçerlilik	0.0284	0.9916
Test	0.026	0.9922

PANEL C	ORANLAR	
	70-20-10	
<b>20 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0089	0.9974
Geçerlilik	0.0095	0.9972
Test	0.01	0.9968
<b>15 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0093	0.9972
Geçerlilik	0.0099	0.9970
Test	0.012	0.9962
<b>10 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0188	0.9946
Geçerlilik	0.0166	0.9948
Test	0.0179	0.9950
<b>5 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0275	0.9922
Geçerlilik	0.0297	0.9908
Test	0.0273	0.9916

PANEL D	ORANLAR	
	80-10-10	
<b>20 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0081	0.9987
Geçerlilik	0.0088	0.9987
Test	0.0097	0.9985
<b>15 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0102	0.9985
Geçerlilik	0.0105	0.9983
Test	0.0114	0.9985
<b>10 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0183	0.9973
Geçerlilik	0.021	0.997
Test	0.0211	0.9969
<b>5 nöron</b>	<b>MSE</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Öğrenme	0.0258	0.9962
Geçerlilik	0.026	0.9964
Test	0.0274	0.9958

Tablo 6 **Panel a** 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 R<sup>2</sup>=0.9974 olarak gerçekleşmiştir. **Panel b** değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile 4 açıklayıcı

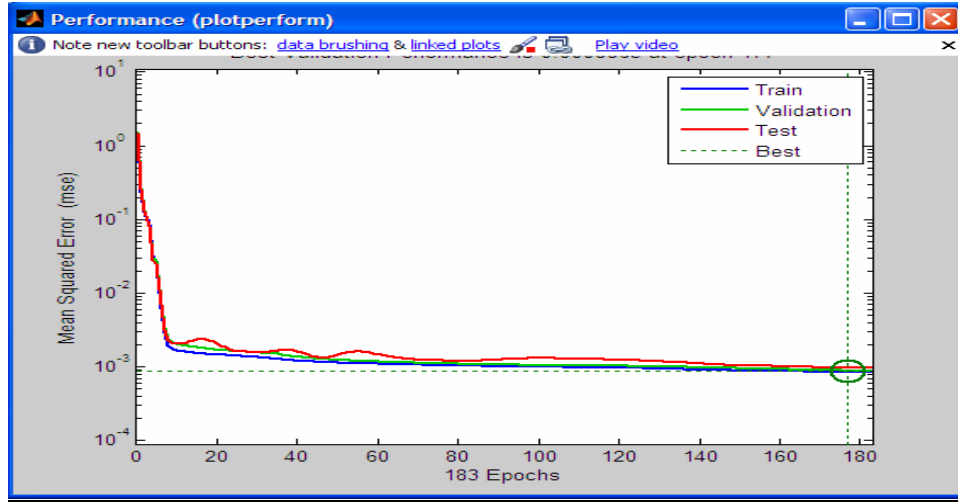
değişkenin girdi olarak kullanıldığı, gizli katmanda 20 nöronun bulunduğu 2834 verinin öğrenme için, 378 verinin geçerlilik sınaması için ve 567 verinin ise test için kullanıldığı modelde  $MSE=0.0082$  ve  $R^2=0.9976$  olarak gerçekleşmiştir. **Panel c** değerlendirildiğinde iki katmanlı ileri beslemeli 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. **Panel d** 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 bulgular sonucunda 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 7 YSA Tahmin Edici Model Sonuçları**

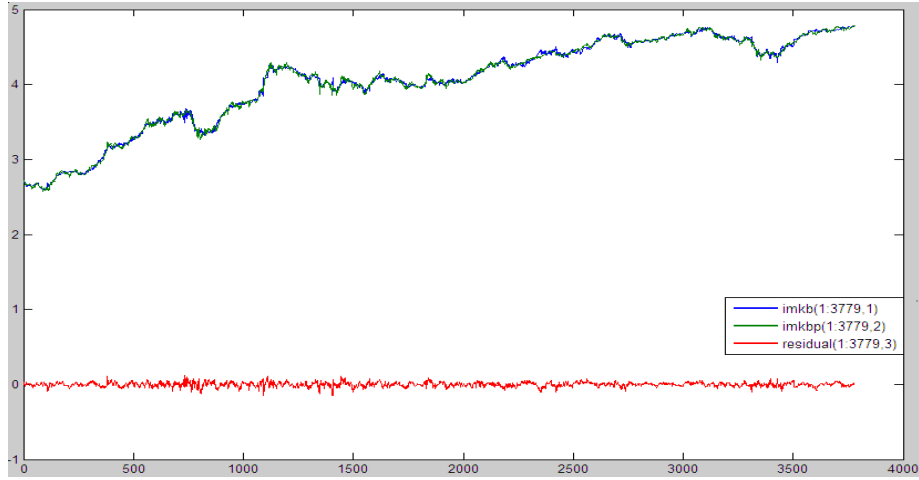
$R^2$	0.9987	O. Bağımlı Değişken	0.000545914
Düzeltilmiş $R^2$	0.9972	S.D. Bağımlı Değ.	0.01439161
S.E. of regression	0.01404	Akaike Bilgi Kriteri	-5.692786
Sum squared resid	0.74352	Schwarz Kriteri	-5.68618

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 8’de devir performansı grafiği gösterilmektedir.

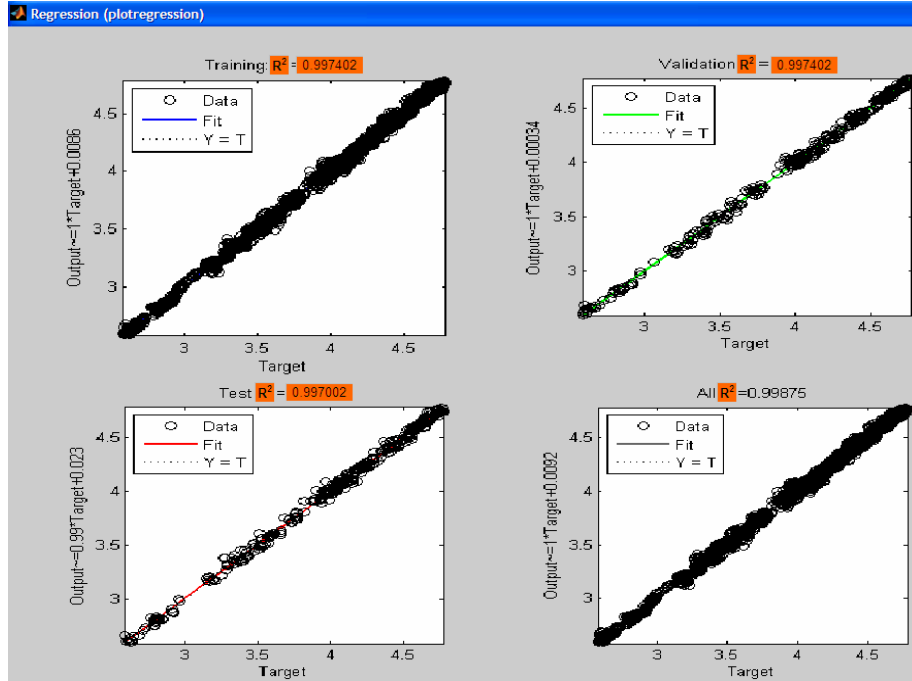


**Şekil 8 Devir Performans grafiği**

Şekil 9’da 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 10’da verilmektedir.



Şekil 9. YSA Regresyon performans grafiği



Şekil 10. YSA tahmin edici model sonuçları grafiği

#### 4. Model Performansları Ve Bulguların Karşılaştırılması

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 8 Model Sonuçları Tablosu**

	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>MSE</b>	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>
<b>YSA</b>	0.9987	0.0081	-5.69	-5.68
<b>Newton</b>	0.954	0.1421	-2.99	-2.97
<b>ARMA(1,1)</b>	0.925	0.1385	-0.80	-0.81

## 5. 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 bulunmaktadır. 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 biliminin 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 çözmeye imkanına sahiptirler. Bu bakımdan bu yöntemlerin yer aldığı birçok model öngörü çalışmalarında kullanılmaya başlanmıştır.

Model sonuçlarını içeren Tablo 8 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 öngörülerin 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 ağı 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**

- AKDİ Y. (2003). Zaman Serileri Analizi (Birim Kökler Ve Kointegrasyon), Bıçaklar Kitabevi, Ankara
- 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
- CEYLAN A., Korkmaz T. (2004) Sermaye Piyasası ve Menkul Değer Analizi, İstanbul
- DEMİREL Ö. (2009) Anfis Ve Arma Modelleri İle Elektrik Enerjisi Yük Tahmini Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi
- DOĞAN V. (2006). Forecasting Stock Market Return Using Artificial Neural Networks Boğaziçi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, İstanbul
- ELMAS, Ç.(2003). Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama), Seçkin Yayıncılık, Ankara, 975 347 612 4
- GÜNAY S., EĞRİOĞLU, E.; ALADAĞ, Ç.(2007). Tek Değişkenli Zaman Serileri Analizine Giriş, Hacettepe Üniversitesi Yayınları, Ankara
- HAMZAÇEBİ 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., MORRİSEY, W. (1988). Expert System Tools and Applications, John Wiley & Sons Inc., Canada
- 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
- 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
- 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
- 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
- SEVÜKTEKİN, M., NARGELEÇEKENLER M. (2005). Zaman Serileri Analizi, Nobel Yayın Dağıtım Ltd., Ankara
- SEYİDOĞLU H. (2005) Uluslar arası Finans, 3. Baskı İstanbul
- TRİPPİ R.R., TURBAN E. (1996) Neural Network in Finance and Investing, Irwin Professional Pub., Chicago
- YILDIZ Ö. (2006). Döviz Kuru Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı, Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi Eskişehir