

**YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK BORSA İSTANBUL (BİST)
İÇİN ALGORİTMİK İŞLEM STRATEJİLERİNİN
GELİŞTİRİLMESİ**

**DEVELOPING ALGORITHMIC TRADING STRATEGIES
FOR BORSA ISTANBUL (BIST) USING ARTIFICIAL
INTELLIGENCE**

HÜSEYİN IRMAK

DR. ÖĞR. ÜYESİ MURAT AYDOS

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı için Öngördüğü

YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak hazırlanmıştır.

2019

HÜSEYİN IRMAK'ın hazırladığı "Yapay Zeka Kullanılarak Borsa İstanbul (BIST) için Algoritmik İşlem Stratejilerinin Geliştirilmesi" adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından **BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Suat ÖZDEMİR

Başkan



Dr. Öğr. Üyesi Murat AYDOS

Danışman



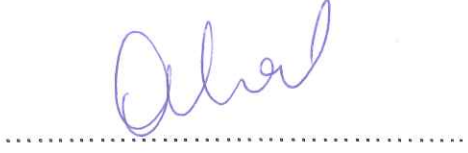
Doç. Dr. Ahmet Burak CAN

Üye



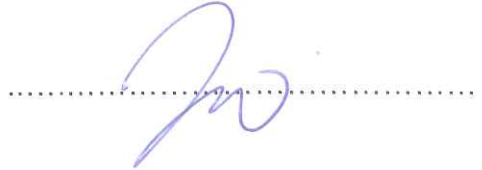
Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL

Üye



Dr. Öğr. Üyesi Adnan ÖZSOY

Üye



Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak / /..... tarihinde onaylanmıştır.

Prof. Dr. Menemşe GÜMÜŞDERELİOĞLU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

12 / 06 / 2019

HÜSEYİN IRMAK

YAYINLANMA FİKRİ MÜLKİYET HAKKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kağıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan "**Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge**" kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi / H. Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.
- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren ay ertelenmiştir.
- Tezim ile ilgili gizlilik kararı verilmiştir.

12.06.2019



HÜSEYİN IRMAK

ÖZET

YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK BORSA İSTANBUL (BİST) İÇİN ALGORİTMİK İŞLEM STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Hüseyin IRMAK

Yüksek Lisans, Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Murat AYDOS

Haziran 2019, 80 Sayfa

Borsa, halka arz edilmiş şirketlerin hisselerinin ticaretinin yapıldığı, şirket hisselerinin alınıp satıldığı platformlar olarak ifade edilir. Borsalarda hisse senetleri alınıp satılarak, alım satım arasındaki fiyat farkından zarar veya kazanç elde edilir.

Bu sebeple borsanın tahmini dikkat çekici bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır. Çünkü borsa fiyatlarının başarılı tahmini veya zamanında “Al-Sat” kararı veren işlem sistemlerinin memnuniyet verici yararları olabilmektedir. Fakat işlemde elde edilen kar oranını maksimize eden en iyi yöntemi bulmaya çalışmak cesaret kırıcı ve zor bir görev olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu tez çalışmasında yapay zekâ dalları araştırılmış, borsa tahmini üzerine yapılan çalışmalar incelenmiştir. Daha sonra “Al-Sat” önerisi veren, ileri beslemeli yapay sinir ağı ve özdüzenleyici haritalar tarafından optimize edilmiş, teknik analiz indikatör tabanlı yeni bir borsa işlem modeli önerilmiştir. Sürpriz bir şekilde ve bildiğimiz kadarıyla, teknik indikatörlerin optimizasyonu için özdüzenleyici haritalar kullanmış ve ileri beslemeli yapay sinir ağı ile kombine edilmiş bir çalışma keşfedilmemiştir. Geliştirilen model, ilk olarak RSI ve MACD teknik indikatörlerini finansal zaman serisinin “Al-Sat”

tetikleyici sinyalleri ile özdüzenleyici haritalar vasıtasıyla optimize etmektedir. Daha sonra optimize edilmiş değerler “Al-Sat” önerilerinin iyileştirilmesi için ileri beslemeli yapay sinir ağına gönderilmektedir. Geliştirilen model Borsa İstanbul(BİST)’da bulunan hisseler üzerinde test edilmiştir. Bunun yanında geliştirilen model evrensel olarak kullanılabilen ve küresel borsalara da uygulanabilmektedir. Sonuçlar geliştirilen modelin performansının BİST’teki çoğu hissede Al&Tut stratejisinden, geleneksel RSI ve MACD stratejilerinden daha iyi olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, Borsa, Teknik Analiz, Optimizasyon, Algoritmik İşlem

ABSTRACT

DEVELOPING ALGORITHMIC TRADING STRATEGIES FOR BORSA ISTANBUL (BIST) USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Hüseyin IRMAK

Master of Science, Department of Computer Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Murat AYDOS

June 2019, 80 pages

Stock market is a place where shares of public listed companies are traded and buying and selling activities of publicly-held companies that takes place. From buying and selling activities of companies in stock markets, a profit can be made or a loss of money can be happen. Therefore, stock market prediction is remarkable subject because successful prediction of stock prices or creation of trading systems that offer buy-sell points on time may promise pleasing benefits. However it is a discouraging and challenging task to find out which is the best way to maximize the trading profit. In this thesis, the branches of artificial intelligence have been studied and the papers about stock market prediction have examined. After that, a novel stock trading system for offering buy-sell points, based on a feed forward neural network and self-organizing maps for technical analysis indicators optimization is proposed. Surprisingly, to the best of our knowledge, no related research has been investigated that uses the combination of self-organizing maps for technical analysis indicators optimization and feedforward neural network. Firstly, the developed model uses self-organizing maps to

optimize RSI and MACD technical indicators with the buy-sell trigger signals of the financial time series data. Secondly, optimized values are passed to feedforward neural networks for the improvement of the buy-sell offers. Stocks from BIST (Istanbul Stock Exchange) are used as a case study but the developed model can be used universally and can be applied to global stock markets. The results show that the developed model performance are better than the buy-hold strategy, traditional RSI and MACD strategies in the most of the stocks in BIST.

Keywords: Artificial Intelligence, Stock Market, Technical Analysis, Optimization, Algorithmic Trading

TEŐEKKÜR

Tez alıőmamın her aőamasında deęerli katkılarıyla yol gősteren tez danıőmanım, Dr. Öğr. Üyesi Murat AYDOS'a, önemli yorum ve yönlendirmeleriyle katkıda bulunan jüri üyelerim Prof. Dr. Suat ÖZDEMİR'e, Doç. Dr. Ahmet Burak CAN'a, Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL'a, Dr. Öğr. Üyesi Adnan ÖZSOY'a teşekkür ederim.

Eđitim ve kariyer hayatım boyunca desteęini hep arkamda hissettiđim ok deęerli eőim őeyma IRMAK'a minnettarım.

Hüseyin IRMAK

Haziran 2019, ANKARA

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	iii
TEŞEKKÜR.....	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. YAPAY ZEKÂ.....	6
2.1. Yapay Sinir Ağları.....	7
2.1.1. Yapay Nöron.....	7
2.1.1.1. Aktivasyon Fonksiyonları.....	8
2.1.2. Yapay Sinir Ağı Mimarileri.....	9
2.1.2.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları.....	9
2.1.2.2. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları.....	10
2.1.3. Yapay Sinir Ağları Eğitimi.....	10
2.1.4. Gözetimli Eğitilen Yapay Sinir Ağları.....	11
2.1.4.1. Hata Fonksiyonu.....	11
2.1.4.2. Geri Yayılım Öğrenme Algoritması.....	11
2.1.4.3. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine - SVM).....	12
2.1.5. Gözetimsiz Eğitilen Yapay Sinir Ağları.....	13
2.1.5.1. Özdüzenleyici Haritalar (Self Organizing Maps - SOM).....	13
2.1.5.2. Özdüzenleyici Haritaların Eğitimi.....	15
2.1.5.2.1. Başlatma Adımı.....	16
2.1.5.2.2. Yarışma Adımı.....	16
2.1.5.2.3. İş Birliği Adımı.....	16
2.1.5.2.4. Adaptasyon Adımı.....	17
2.2. Evrimsel Hesaplama.....	18
2.2.1. Evrimsel Algoritma.....	18

2.2.2.	Evrimsel Algoritmaların Parçaları	20
2.2.2.1.	Bireylerin Tanımlanması	20
2.2.2.2.	Uygunluk Fonksiyonu	21
2.2.2.3.	Nüfus	21
2.2.2.4.	Ebeveyn Seçim Mekanizması	22
2.2.2.5.	Rekombinasyon ve Mutasyon Operatörleri	22
2.2.2.5.1.	Rekombinasyon Operatörü	22
2.2.2.5.2.	Mutasyon Operatörü	23
2.2.2.6.	Yeni Nesil için Seçim Mekanizması	23
2.2.2.7.	Başlangıç ve Sonlandırma Durumu	23
2.3.	Bulanık Mantık	24
2.3.1.	Bulanık Kümeler	24
2.3.2.	Üyelik Fonksiyonları	25
2.3.3.	Bulanık Girdi-Çıktı ve Kurallar	26
2.3.4.	Durulaştırma	26
2.4.	Sürü Zekası	27
2.4.1.	Optimizasyon Yöntemi Olarak Sürü Zekâsı	27
2.5.	Karar Ağaçları	28
2.5.1.	Karar Ağaçları Yapısı	28
3.	BORSA ve TEKNİK ANALİZ	30
3.1.	Borsa İstanbul A.Ş (BIST)	30
3.2.	Temel Analiz	30
3.3.	Teknik Analiz	31
3.3.1.	Basit Hareketli Ortalama (Simple Moving Average - SMA)	32
3.3.2.	Üssel Hareketli Ortalama (Exponential Moving Average - EMA)	32
3.3.3.	Göreceli Güç Endeksi (Relative Strength Index - RSI)	32
3.3.4.	Hareketli Ortalamaların Yakınlaşması ve Uzaklaşması (Moving Average Convergence Divergence - MACD)	33
3.3.5.	Stokastik (Stochastic - STO)	33
3.3.6.	Mal Kanal Endeksi (Commodity Channel Index – CCI)	34
3.3.7.	Bollinger Bandı (Bollinger Bands)	34
4.	İLGİLİ ÇALIŞMALAR	36
5.	ÖNERİLEN MODEL	40

5.1. AI Sat Kare Dalgası.....	41
5.2. RSI Üretici Modül	42
5.3. MACD Üretici Modül	44
5.4. SOM RSI Modülü	45
5.5. SOM MACD Modülü	47
5.6. İleri Beslemeli YSA Modülü	48
5.7. Geliştirilen AİS'in Kullanımı.....	50
6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR.....	52
7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA.....	75
8. YORUM.....	76
9. KAYNAKLAR.....	77
EKLER.....	81
EK 1 - Tez Çalışması Orjinallik Raporu.....	81
ÖZGEÇMİŞ	82

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Algoritmik İşlem Stratejisi	3
Şekil 2.1 Yapay Zekâ Alt Dalları	7
Şekil 2.2 Yapay Nöron ve Aktivasyon Fonksiyonları	8
Şekil 2.3 Yapay Sinir Ağı Mimarileri	10
Şekil 2.4 Geri Yayılım Algoritması (Evans, Pappas ve Xhafa, 2013).	11
Şekil 2.5. 2 sınıflı Destek Vektör Makinesi	13
Şekil 2.6 Willshaw-vonder Malsburg Modeli (Yin, 2008).	14
Şekil 2.7 Özdüzenleyici Haritalar (Anonim-5, 2019).	14
Şekil 2.8 Evrimsel Algoritma Akış Şeması	19
Şekil 2.9 Bulanık Mantık Yapısı (Anonim-2, 2019).	24
Şekil 2.10 Bulanık Üyelik Fonksiyon Diyagramı (Anonim-3, 2019).	25
Şekil 2.11 Üyelik Fonksiyonları (Anonim-4, 2019).	26
Şekil 2.12 Sürü Zekâsı Yetenekleri	27
Şekil 2.13 Tenis Oynama Karar Ağacı Örneği	29
Şekil 5.1 AİS Geliştirme Modeli'nin Fazları	41
Şekil 5.2 AI-Sat Kare Dalgası	42
Şekil 5.3 RSI Üretici Modül	43
Şekil 5.4 MACD Üretici Modül	44
Şekil 5.5 Teknik Analiz AI-Sat Örneği	45
Şekil 5.6 SOM RSI Modülü	47
Şekil 5.7 SOM MACD Modülü	48
Şekil 5.8 AİS Geliştirme Modeli Faz 3 Aşaması	50
Şekil 5.9 Geliştirilen AİS'in Kullanımı	51

TABLolar DİZİNİ

Tablo 2.1 Aktivasyon Fonksiyonları	8
Tablo 5.1 İleri Beslemeli YSA Parametreleri	49
Tablo 6.1 İşlem Yapılan Yüksek Hacimli BIST Hisseleri	52
Tablo 6.2 AKGRT YSA Performans Matrisi	53
Tablo 6.3 ALCTL YSA Performans Matrisi	54
Tablo 6.4 BANVT YSA Performans Matrisi	54
Tablo 6.5 DOAS YSA Performans Matrisi	55
Tablo 6.6 EREGLI YSA Performans Matrisi	55
Tablo 6.7 HALKB YSA Performans Matrisi.....	56
Tablo 6.8 KRDM D YSA Performans Matrisi	56
Tablo 6.9 KAREL YSA Performans Matrisi.....	57
Tablo 6.10 KATMR YSA Performans Matrisi.....	57
Tablo 6.11 KCHOL YSA Performans Matrisi	58
Tablo 6.12 OTKAR YSA Performans Matrisi	58
Tablo 6.13 PGSUS YSA Performans Matrisi.....	59
Tablo 6.14 PETKM YSA Performans Matrisi	59
Tablo 6.15 SAHOL YSA Performans Matrisi	60
Tablo 6.16 TKNSA YSA Performans Matrisi	60
Tablo 6.17 TMSN YSA Performans Matrisi	61
Tablo 6.18 TUPRS YSA Performans Matrisi	61
Tablo 6.19 VAKBN YSA Performans Matrisi	62
Tablo 6.20 VESTL YSA Performans Matrisi.....	62
Tablo 6.21 YKBNK YSA Performans Matrisi	63
Tablo 6.22 İşlem Yapılan Rastgele Seçilmiş BIST Hisseleri	63
Tablo 6.23 AYGaz YSA Performans Matrisi	64
Tablo 6.24 GOODY YSA Performans Matrisi.....	65
Tablo 6.25 ICBCT YSA Performans Matrisi.....	65
Tablo 6.26 KARSN YSA Performans Matrisi	66
Tablo 6.27 KOZAL YSA Performans Matrisi	67
Tablo 6.28 KRSTL YSA Performans Matrisi.....	67
Tablo 6.29 NETAS YSA Performans Matrisi	68

Tablo 6.30 TGSAS YSA Performans Matrisi	68
Tablo 6.31 ORGE YSA Performans Matrisi	69
Tablo 6.32 YATAS YSA Performans Matrisi	70
Tablo 6.33 1. Deneysel Çalışmanın Sonuçları	71
Tablo 6.34 2. Deneysel Çalışmanın Sonuçları	72

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kısaltmalar

AİS	Algoritmik İşlem Stratejisi
YZ	Yapay Zekâ
YSA	Yapay Sinir Ağı
SOM	Self Organizing Map (İngilizce)
SVM	Support Vector Machine (İngilizce)
SMA	Simple Moving Average (İngilizce)
EMA	Exponential Moving Average (İngilizce)
RSI	Relative Strength Index (İngilizce)
MACD	Moving Average Convergence Divergence (İngilizce)
ÖDH	Özdüzenleyici Haritalar
BİST	Borsa İstanbul
CCI	Commodity Chanel Index (İngilizce)
STO	Stochastic Oscillator (İngilizce)
OBV	On Balance Volume (İngilizce)

1. GİRİŞ

İnsanların hayatlarını kolaylaştırma felsefesi ile daha çok gelişen teknoloji, geliştikçe de farklı alt alanlara ayrılmış ve insanların hayatlarını kolaylaştırmanın yanında daha farklı amaçlar için de kullanılabileceği görülmüştür. Teknolojik gelişmeler ışığında bilgisayar sistemleri gelişmiş, bilgisayarların koşabileceği algoritmalar oluşturulmuş ve otomasyon sistemleri ile işlerin yürütülmesinde düzen ve tertip getirilmiştir. Günümüzde hemen hemen her alanda hayatımızın içine işleyen teknoloji sayesinde bilgisayarlar üzerinden insanlar belirli bir düzen ve tertip içerisinde ticaret yapabilecek duruma gelmişlerdir. Bu kapsamda halka arz edilmiş şirketlerin hisselerinin ticaretinin yapıldığı, şirket hisselerinin alınıp satıldığı borsa platformları üzerinde yapılan işlemler de çok kolay bir hal almıştır. Borsada fiyatlar hisselerine olan arz-talep doğrultusunda şekillenmekte ve yatırımcılar alım satım yaparak kazanç elde etmeye çalışmaktadır. Bu doğrultuda hisse senedi getirilerinin tahmin edilebilirliği konusu, hisse senedi fiyat davranışlarını tam olarak belirleyebilecek herhangi bir yöntem bulunamadığından dolayı, finans çevrelerinde en çok araştırılan konu olarak karşımıza çıkmaktadır (Kutlu ve Badur, 2009). Bu yüzden hisse senedi yatırımlarında, yapılan yatırımın performansının değerlendirilmesi büyük önem taşımaktadır (Yakut, Elmas ve Yavuz, 2014).

Yanlış zamanda yapılan alım satım işlemleri yatırımcıların zarar etmesine yol açmaktadır. Gelişen teknoloji insanların borsada işlem yapmasını kolaylaştırmanın yanında, yatırımcıların borsadan zarar etmesini engellemek ve kar elde etmelerini sağlamak amacıyla da kullanılmaktadır. Bu kapsamda mevcut ekonomik koşullar sürekli değişen pazar ortamında hızlı ve doğru karar verici bir sürece ihtiyaç duymaktadır. Finansal kararlarda bilişim teknolojilerinin kullanım eğilimi artmaktadır (Hi'ovská ve Koncz, 2012).

Çoklu regresyon gibi istatistiksel teknikler (Hair ve ark., 1998, akt. Vaisla ve Bhatt, 2010) ve zaman serileri analizi, serileri tahmin etmede oluşturulmuş çok iyi metotlardır fakat tahmin edilecek seriler daha kompleks bir hal aldıkça bu yöntemlerin yeteneği azalmaktadır (Kalyani Dacha, 2007, akt. Vaisla ve Bhatt, 2010). Regresyon modelleri geleneksel olarak borsadaki değişimleri modellemek

için kullanılmaktadır. Çoklu regresyon analizi, en küçük kareler tahmini denklemini bulan, modelin yeterliliğini test eden ve model parametrelerini tahmin etmekte başvurulan bir yöntemdir (Mendenhall ve Beaver, 1994, akt. Vaisla ve Bhatt, 2010). Fakat bu modeller sadece lineer desenleri tahmin edebilmektedir. Borsa piyasaları ise lineer olmayan desenlere dönmektedir ki yapay sinir ağları bu dönüşümler için çok daha uygundur. Makine öğrenmesinin gücü nonlineer süreçleri ön bilgi olmadan modelleyebilme yeteneğidir (Vaisla ve Bhatt, 2010).

Geleneksel istatistiksel yöntemler makine öğrenmesi yöntemleriyle tamamlanmaktadır. Makine öğrenmesi sadece hızlı ve güvenilir bir performans çizmenin yanında büyük miktardaki verinin içerisinde gizli bilgiyi keşfedecek yeteneğe de sahiptir. Yapay zekâ ile karar verme, karar vericinin sınırlı rasyonelliğini ortadan kaldırarak daha iyi karar vermesine destek olmaktadır (Hi'ovská ve Koncz, 2012). Fakat belirli bir hisse senedi için alım ve satım sinyalinin üretilebilmesi veya hisse tahmini için seçilecek yöntemin daha etkili ve doğru olduğunu bulmak göz korkutucu olabilmektedir. Geleneksel zaman serisi analizi ile hisse senedi endeks tahminin zor olduğu kanıtlanmıştır. Yapay zekâ modellerinin büyük veri setinden faydalı bilgiler çıkarma yeteneği sebebiyle hisse senedi endeks tahmini görevine uygun olabilmektedir (Dasa ve Pawar, 2010).

Yapay zekâ ile borsada yapılan işlemler bilgisayarlar ve algoritmalar sayesinde belli kurallar çerçevesinde daha sistematik ve insan duygularından arındırılmış şekilde yapılabilmektedir. Böylece borsadan elde edilecek kazanç, bir insan için imkânsız olan hızlara ve öngörülere sahip bilgisayarlar sayesinde maksimum seviyeye çekilebilmektedir. Finans piyasalarında işlem yapan yatırımcılar için saniyeler bile çok önemli olmaktadır. Bu noktada yatırımcıların belirlemiş oldukları çeşitli alım satım stratejileri olarak adlandırılan, belli kurallar çerçevesinde bilgisayarların yaptığı otomatik işlemleri “Algoritmik İşlem”, Algoritmik İşlemlerde kullanılan ve “AI-Sat” çıktısı veren kurallar bütünü ise “Algoritmik İşlem Stratejisi” (AIS) olarak tanımlayabiliriz. Bkz. Şekil 1.1



Şekil 1.1 Algoritmik İşlem Stratejisi

Basit haliyle AİS'ler hisseler üzerinde koşturular ve girdi olarak hisseye ait anlık, saatlik veya günlük verileri alır, bu verileri işler ve çıktı olarak hissenin alınması veya satılması yönünde öneride bulunur. AİS'lerin başarımı elde edilen kar ve zarar oranlarından anlaşılabilir. Genelde büyük yatırım bankaları, hedge ve emeklilik fonları tarafından kullanılan algoritmik işlemler, bireysel yatırımcıların da dikkatini çekmeyi başarmıştır. Algoritmik İşlemler, bireysel yatırımcılar tarafından kullanılmasıyla birlikte, Amerikan borsaları (New York Stock Exchange), Londra borsası (London Stock Exchange) gibi dünyada işlem hacmi en yüksek olan borsalardaki yıllık işlem hacminin 70%'ine yakınına oluşturmaktadır (Anonim-1, Şubat, 2019).

Algoritmik işlemlerin önemini kavrayan yatırımcılar, bu doğrultuda piyasalarda kullanılan standart AİS'leri kullanabilecekleri gibi kendilerine özgü AİS'ler de geliştirebilmektedirler. Piyasalarda kullanılan standart AİS'lerin herhangi bir hisseye özgü olmaması ve başarı oranlarının düşük olması, yatırımcıları kendilerine ve hisseye özgü AİS'ler geliştirmeye itmiştir.

Bilgisayarların kendi kararlarını vermelerini sağlayan, geçmişte ufak adımlar ile başlayıp günümüzde otomasyon, otonom araçlar, finans, arama motorları gibi alanlarda etkinliğini hissettiğimiz, teknolojik gelişmelerin literatüre kattığı yapay zekâ, gün geçtikçe önemini artırmıştır (Becerra-Fernandez, 2000; Metaxiotis ve ark., 2003; Ramos, Augusto ve Shapiro, 2008). Bu kapsamda yapay zekâ, borsa gibi finans alanlarında da sıkça kullanılmaktadır. Her ülkenin kendi içinde oluşturduğu kurumsal borsa platformları bulunmaktadır. Bunun yanı sıra Hong

Kong, Tokyo, Londra gibi uluslararası borsa platformları da bulunmaktadır. Ülkemizde bulunan borsa platformu Borsa İstanbul (BİST)'dur.

Bu araştırmanın temel amacı, hayatımızın her alanına girmeye başlayan yapay zekâ modellerini finans alanında kullanılması ve ülkemizde bulunan borsa platformu Borsa İstanbul (BİST) hisseleri için AIS'ler geliştirebilmektir. AIS'lerin başarı oranını BİST'de yapılan testler belirleyecektir. Yapılacak çalışmanın nihai hedefi geliştirilen AIS'lerin BİST'de yapılan işlemlerde başarıya ulaşması ve yüksek kazanç elde etmesidir. Bu kapsam doğrultusunda ilgili literatür incelendiğinde birçok çalışma ile karşılaşılmaktadır. Yapılan çalışmalar 3 kategoriye bölünebilir. 1. kategori borsa tahmini yapan çalışmalar, 2. kategori borsada yön tahmini yapan çalışmalar, 3. kategori ise borsa için AIS, "AI-Sat" önerisi, "AI-Sat-Tut" önerisi geliştiren çalışmalar olarak tanımlanabilir. 1. Kategorideki çalışmalar, belirli bir değer ile kapanış yapan hisse senedinin ertesi gün alacağı değeri tahmin etmeye çalışan grup olarak tanımlanabilir. 2. Kategorideki çalışmalar, belirli bir değer ile kapanış yapan hisselerin ertesi gün alacağı değeri tahmin etmeden, sadece artacağını veya azalacağını tahmin etmeye çalışan grup olarak tanımlanabilir. 3. Kategori ise "AI-Sat-Tut" veya "AI-Sat" önerisi veren, "AI" önerisi ile birlikte hisselerin alınmasını, "Sat" önerisi verene kadar tutulmasını ve "Sat" önerisi ile hisselerin satılmasını sağlayan grup olarak tanımlanabilir.

BİST üzerine yapılan çalışmalar incelendiğinde (Tektaş ve Karataş, 2004; Kutlu ve Badur, 2009; Çalışkan ve Deniz, 2015) çalışmaları 1. kategoriye, (Kara, Boyacıoğlu ve Baykan, 2011; Çalışkan ve Deniz, 2015) çalışmaları 2. kategoriye konulabilir. BİST için 3. Kategoride bir çalışmaya rastlanılmamıştır fakat yabancı ülke borsaları için yapılmış (Rodríguez-González ve ark., 2010a; Rodríguez-González ve ark., 2010b; Rodríguez-González ve ark., 2011; Şahin ve Özbayoğlu, 2014) çalışmalar ise 3. kategoriye konulabilir. Bu tez çalışmasını 3. kategoriye koyarak, oradaki çalışmaları kapsadığını söyleyebiliriz.

Bu çalışmanın önceki çalışmalardan farkı AİS veya "AI-Sat" önerisi geliştirirken özdüzenleyici haritalar ve ileri beslemeli yapay sinir ağlarını kullanmasıdır. Literatür incelediğinde 3. kategoride yer alan çalışmalar gruplandırıldığında karşımıza;

- Sezgisel Metotlar – İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı (Rodríguez-González ve ark., 2010a; Rodríguez-González ve ark., 2010b; Rodríguez-González ve ark., 2011)
- Genetik Algoritma – Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı (Şahin ve Özbayoğlu, 2014; Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu, 2017a)
- Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı (Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu, 2017b)
- Bulanık Mantık (Ijegwa, Rebecca, Olusegun ve Isaac, 2014)

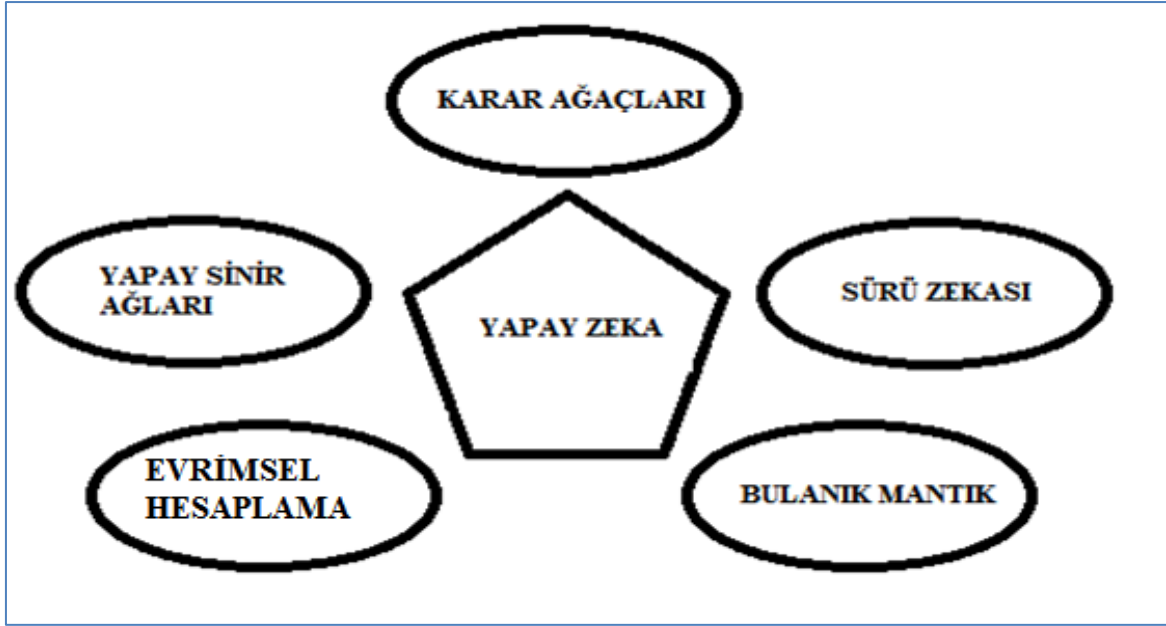
kullanan çalışmalar çıkmaktadır. Fakat özdüzenleyici haritalar ve ileri beslemeli yapay sinir ağlarının bir arada kullanıldığı bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Bu çalışmanın temelini teknik analiz göstergelerinin özdüzenleyici haritalar ile optimizasyonu ve ileri beslemeli yapay sinir ağları ile sonuçların iyileştirilmesi oluşturmaktadır. Bu çalışmayı yaparken ki en büyük motivasyonumuz literatüre 3. kategorideki çalışmalar arasına BIST üzerine yapılmış ve özdüzenleyici haritalar ile ileri beslemeli yapay sinir ağlarının bir arada kullanıldığı bir çalışma katmak olmuştur.

Bu çalışmanın izleyen bölümleri şu şekildedir; 2. kısımda yapay zekâ çatısı altında yapay sinir ağları, evrimsel hesaplama, sürü zekâsı, bulanık mantık ve karar ağaçları konuları hakkında bilgi verilmiştir. 3. kısımda borsa ve borsada kullanılan yöntemler hakkında bilgi verilmiştir. 4. kısımda yapay zekâ ve borsa üzerine literatürde yer alan çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir. 5. Kısımda AİS geliştirmek için önerilen modelden bahsedilmiştir. 6. kısımda BIST'de bulunan hisseler üzerine uygulanmış deneysel çalışmalardan bahsedilmiştir. 7. kısımda elde edilen sonuçlar özet halinde verilmiştir. 8. kısımda sonuçlar ve karşılaştırmaya ek olarak sonrası için yapılabilecek iyileştirmelerden bahsedilmiştir.

2. YAPAY ZEKÂ

Yapay zekâ (YZ) akıllı varlıkları tıpkı insanların problem çözmesi ve karar vermesi gibi rasyonel davranarak anlamaya ve inşa etmeye çalışır (Russel and Norvig, 2003). Zuylen'e (2012) göre, YZ aynı zamanda davranışlar gibi yaşayan kompleks sistemlerin gösterilmesidir ve bu sebeple YZ, böcek sürüsünü, karınca kolonisini, sinir sistemini veya mikrobiyolojiyi taklit edebilir.

YZ yeni bilimlerden birisidir ve ilk olarak McCulloch ve Pitt tarafından 1943 yılında bir çalışmada kullanılmıştır (Hou, 2014). Bu çalışmada yapay sinir ağı tasarlayıp, düzgün bir şekilde tanımlanmış birbirine bağlı sinir ağlarının öğrenebildiğini ve herhangi bir fonksiyonu hesaplayabildiklerini göstermişlerdir. Bu alana 1956 da yapay zekâ ismi verilmiş, 1960 ve 1970'lerde bilgiye dayalı sistemlerin geliştirilmesine odaklanılmıştır. 1980'lerde ise yapay sinir ağlarının geliştirilmesi üzerine çalışmalar yapılmış ve istatistik, örüntü tanıma ve makine öğrenmesi metotları ile karşılaştırılmıştır. Zuylen (2012), yapay zekanın, 50 seneyi aşkın gelişiminden sonra, robotik, dil algılama, görüntü işleme konularının yayılmasını sağlamış ve ekonomi, üretim, tıp gibi alanlarda uygulandığını ifade etmiştir. Yapay zekâ belirsiz ortam değişkenleri arasındaki karmaşık ilişkiyi yakalama avantajına sahiptir. Belirsizliğin oldu durumlarda direk matematiksel ilişki kurulamayabilir fakat yapay zekâ metotları belirsizlik ve olasılık çıkarım teoremleri sayesinde bunun üstesinden gelebilmektedir. Ayrıca yapay zekâ çözdüğü problemin koşulları aynı kaldığı sürece kalıcı çözüm sunmaktadır. İnsan düşünmesi ve davranışlarını taklit ettiği için yüksek güvenilirlik sunmaktadır. Klasik yaklaşma fonksiyonlarından daha doğru karar verir ve tahmin eder. Bunun yanında karmaşık durumlarda hızlı karar vermeyi desteklemektedir (Chowdhury ve Sadek, 2012). Yapay zekâ; optimizasyon, genelleme, karar verme, tahmin etme gibi problemlere sahip olduğu birçok alt disiplin ile çözüm sunmaktadır. Bu çalışmada finans ve borsa dünyasında da kullanılan yapay zekânın alt dallarından yapay sinir ağları, evrimsel hesaplama, sürü zekâsı, bulanık mantık ve karar ağaçları hakkında bilgi verilmiştir.



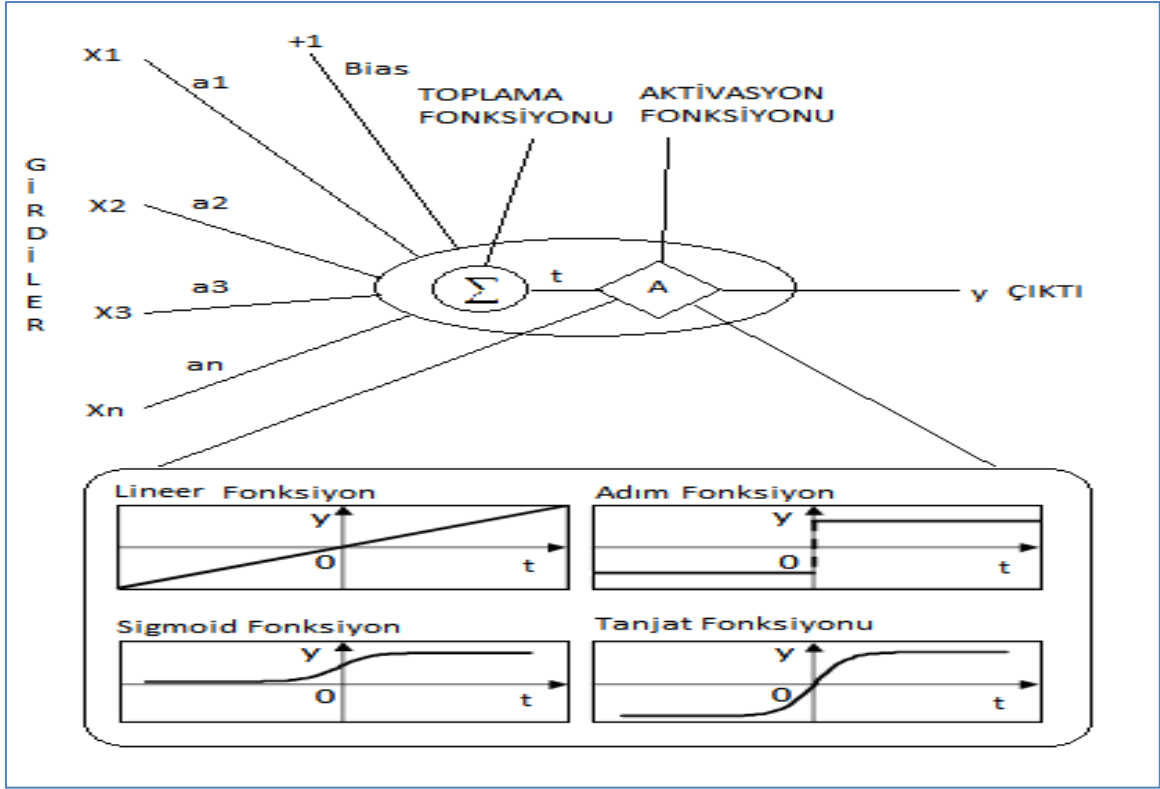
Şekil 2.1 Yapay Zekâ Alt Dalları

2.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağı biyolojik sinir sisteminden esinlenerek tasarlanmıştır. Yapay sinir ağlarının kökeni, 1943’lerde bilgi işlemenin biyolojik sistemlerde matematiksel gösterimi konulu çalışmaya dayanmaktadır (McCulloch ve Pitts, 1943). 1958’de toplama ve çıkarma yapabilen iki katmanlı yapay sinir ağı geliştirilmiştir (Rosenblatt,1958). Bir yapay sinir ağı ayırt edici ve genelleyci olabilmektedir (Schmah ve ark., 2009). Yapay sinir ağları birbirine bağlı nöronlardan ve bu nöronların yer aldığı girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanlarından oluşmaktadır. Bu sebeple önce nöronlar hakkında, ardından yapay sinir ağları hakkında bilgi verilmiştir.

2.1.1. Yapay Nöron

Yapay sinir ağlarının temel taşı olan yapay nöronlar biyolojik nöronlardan esinlenilerek tasarlanmıştır. Şekil 2.2 temel bir yapay nöronu göstermektedir. Yapay nörona girdiler (X_1, X_2) ile gösterilmiştir. Her girdinin nörona girmeden çarpıldığı ağırlıkları (a_1, a_2) ile gösterilmiştir. Yapay nöronun çıktı olarak 0 vermesini önlemek için sabit bias (+1) değeri de girdi olarak kullanılmaktadır. Girdiler (X_1, X_2) ağırlıklar ile çarpıldıktan sonra toplama fonksiyonundan geçerek aktivasyon fonksiyonuna gönderilmektedir.



Şekil 2.2 Yapay Nöron ve Aktivasyon Fonksiyonları

2.1.1.1. Aktivasyon Fonksiyonları

Yapay nöronlarda aktivasyon fonksiyonu olarak lineer, adım, sigmoid ve tanjant en çok kullanılan transfer fonksiyonları arasındadır. Amaca yönelik farklı transfer fonksiyonları da kullanılabilir. Tablo 2.1 aktivasyon fonksiyonlarını göstermektedir.

Tablo 2.1 Aktivasyon Fonksiyonları

Lineer Fonksiyon	$y = t * c$ (sabit)	Lineer problemlerin çözümünde kullanılmaktadır.
Adım Fonksiyonu	$y = +1, y \geq$ eşik değer $y = -1, y <$ eşik değer	Fonksiyona giren değerlerin belli bir eşik değerinin üstünde veya altına olmasına göre 1 veya -1 değerini alır

Sigmoid Fonksiyonu	$y = \frac{1}{1 + e^{-t}}$	Lineer olmayan problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılır. [0,1] aralığında çıktı vermektedir.
Tanjat Fonksiyonu	$y = \frac{e^t - e^{-t}}{e^t + e^{-t}}$	Sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. [-1,1] aralığında çıktı vermektedir.

2.1.2. Yapay Sinir Ağı Mimarileri

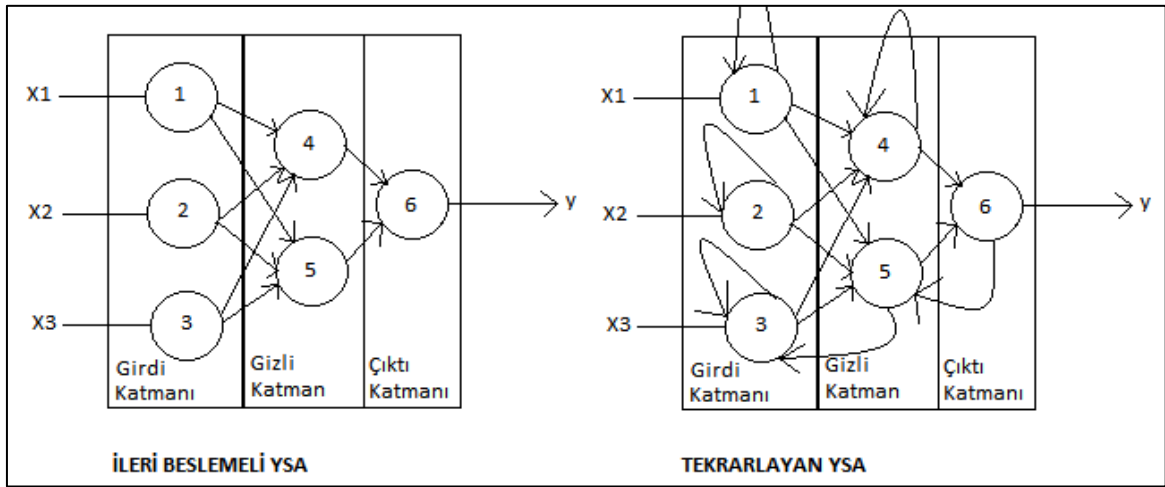
Tanımı gereği yapay sinir ağları herhangi bir fonksiyona yaklaşım yapabilmektedirler (Hornik, Stinchcombe ve White, 1989). Önceki deneyimlerinden faydalanarak girdileri ve çıktıları arasındaki ilişkiyi öğrenmektedir. Yapay sinir ağları bu işlemleri birbirine bağlı çok sayıda nöronu kullanarak yapmaktadır. Yapay sinir ağları, kendisini oluşturan nöronların birbirine bağlanma yapısına göre ileri beslemeli ve tekrarlayan olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Şekil 2.3 yapay sinir ağı mimarilerini göstermektedir.

2.1.2.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Nöronların sadece tek bir yönde bağlı oldukları ve sinyalin sadece girdi katmanından çıktı katmanına doğru akmasına olanak tanıyan yapay sinir ağlarındandır. Girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere 3 katmandan oluşmaktadır. Fakat ihtiyaca göre katman sayıları ve her katmandaki nöron sayısı isteğe bağlı bir şekilde seçilebilmektedir. 1 veya 2 gizli katman pürüzsüz bir fonksiyona yaklaşmak için yeterli olmaktadır. Bunun yanında gizli katman sayısını artırmak eğitimin daha karmaşık olmasına, zaman almasına ve yapay sinir ağının ezberlemesine sebep olacaktır. Bu sebeple yapay sinir ağının tasarımında seçilecek parametreler çok önem taşımaktadır (Kaastra ve Boyd, 1996).

Uygulayıcılar optimum topolojinin seçimi için deneme ve hata çözme yaklaşımı ile birkaç topolojinin çalıştırılmasını ve içlerinden uygun olanının seçilmesini önermektedir (Evans, Pappas ve Xhafa, 2013).

Bailey ve Thompson (1990)'a göre bazı uygulayıcılar ise gizli katmandaki nöron sayısının girdi ve çıktı katmanında bulunan nöronların %75 i kadar olması gerektiğini savunmaktadırlar (Evans, Pappas ve Xhafa, 2013).



Şekil 2.3 Yapay Sinir Ağı Mimarileri

2.1.2.2. Tekrarlayan Yapay Sinir Ağları

Nöronların arasındaki bağlantıların yönlendirilmiş bir döngü oluşturduğu yapay sinir ağlarıdır. Bu sayede dinamik zamansal davranışlar sergileyebilmektedirler. İleri beslemeli ağlardan farklı olarak ardışık bilgileri kullanabilmektedirler. Herhangi bir (z) zamanında verilen çıktı (z-1) anında verilen çıktıya bağlı olmakta ve geçmiş bilgileri de dikkate alarak hesaplama yapmaktadır.

2.1.3. Yapay Sinir Ağları Eğitimi

Yapay sinir ağlarının eğitim süreci öğrenme algoritmalarına göre gerçekleşmektedir. Gözetimli ve gözetimsiz eğitim olarak iki gruba ayrılmaktadır. Gözetimli öğrenmede girdiler ve buna karşılık gelen çıktılar bilinmektedir. Bu sayede yapay sinir ağının tahmin etme performansına karar verilebilmektedir. Gözetimli eğitime tabi tutulan ağlar regresyon ve sınıflandırma problemlerine

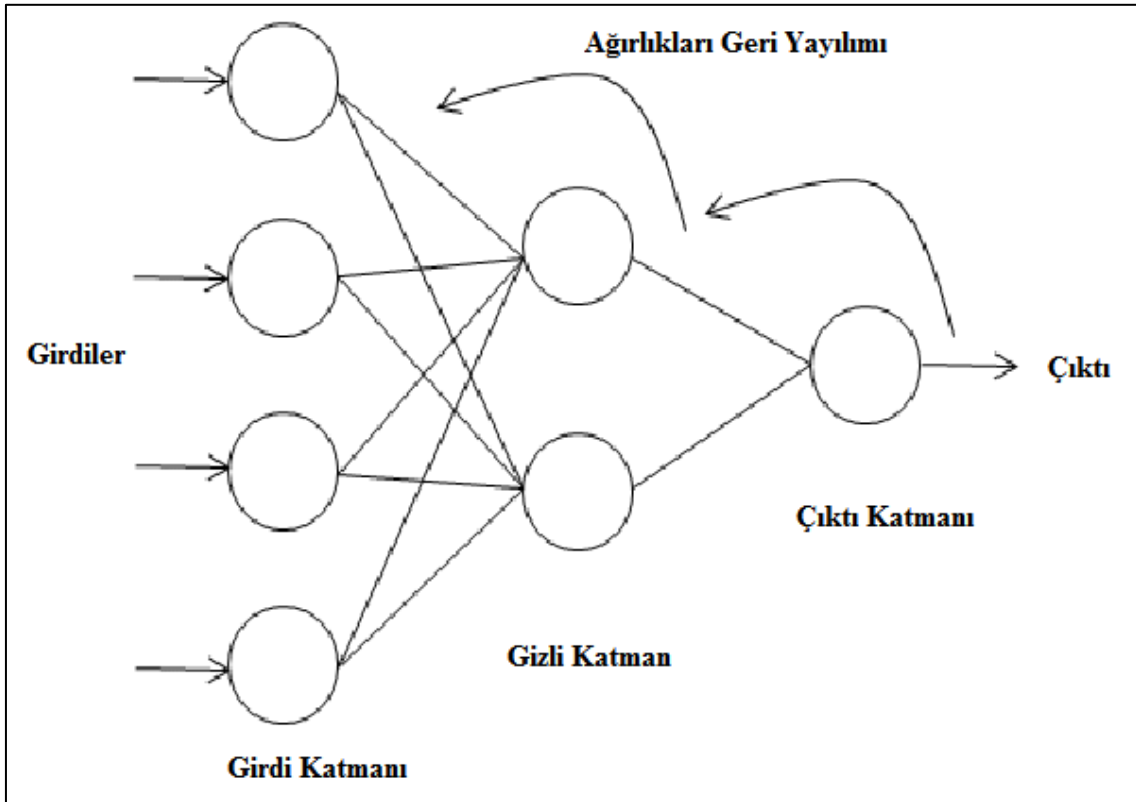
çözüm olarak kullanılmaktadır. Gözetimsiz öğrenmede ise önceden bilinen çıktılar bulunmamaktadır. Bu türden eğitime tabi tutulan ağlar genellikle kümeleme amacıyla kullanılmaktadır.

2.1.4. Gözetimli Eğitilen Yapay Sinir Ağları

2.1.4.1. Hata Fonksiyonu

Yapay sinir ağlarının çıktıların doğruluğunu ölçmek için kullanılan bir fonksiyondur. Beklenen çıktı ile tahmin edilen çıktı arasındaki mesafeyi ölçmektedir. Ortalama mutlak hata, hata karelerinin ortalaması, hata karelerinin toplamı yöntemleri hata fonksiyonu için örnek olarak verilebilir. Hata fonksiyonun değerinin küçük olması yapay sinir ağının performansının yüksek olduğu anlamına gelmektedir.

2.1.4.2. Geri Yayılım Öğrenme Algoritması



Şekil 2.4 Geri Yayılım Algoritması (Evans, Pappas ve Xhafa, 2013).

Bir yapay sinir ađını tasarlamak için mimarisini belirlemek ve nöron sayılarını tespit etmek kadar önemli ikinci bir adım yapay sinir ađının eğitilmesi ve bunun için kullanılan yöntemdir (Aharkava, 2010). Geri yayılım öğrenme yapay sinir ađını eğitmek için kullanılan bir algoritmadır. Şekil 2.4'de gösterildiđi gibi birbirine bađlı nöronların ađırlıklarını güncelleyerek hata fonksiyonunun deđerini minimize etmeye çalıřır. Hata hesaplama ve öğrenme olmak üzere iki bölümden oluşmaktadır. Levenberg–Marquardt algoritması gibi temelini oluşturduđu birçok öğrenme algoritması bulunmaktadır (Evans, Pappas ve Xhafa, 2013). Yapay sinir ađını oluşturan nöronların bađlantı ađırlıkları rastgele atanarak eğitime başlanır ve yapay sinir ađı ařađıdaki adımları her eğitim verisi için tekrar eder.

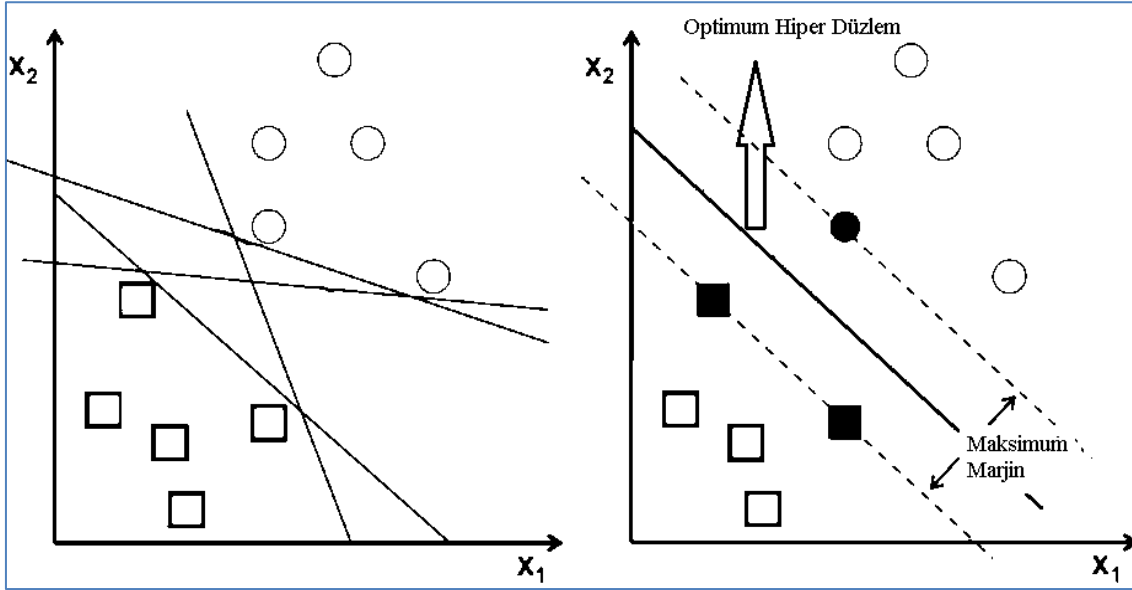
1. YSA eğitim kümesindeki her elemanı işler.
2. YSA elde ettiđi çıktıyı istenen çıktı ile karşılaştırır.
3. YSA hata fonksiyonuna göre hatayı hesaplar ve minimize etmek için nöron bađlantı ađırlıklarını günceller.

2.1.4.3. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine - SVM)

Destek vektör makineleri istatistiksel öğrenme teoremine dayalı gözetimli ve ayırt edici sınıflandırma tekniđidir. Destek vektör makinelerinde amaç eğitim verisini sınıflara ayıracak en optimum fonksiyonun bulunmasıdır. Lineer olarak ayrılabilen veri kümesinde hiper düzlem ile veri kümeleri arasında ihtimal dahilinde en büyük mesafe oluşturularak en optimum sınıflandırma fonksiyonu bulunmaktadır (Vapnik, 1995). Şekil 2.5 örnek olarak 2 sınıflı bir destek vektör makinesi göstermektedir.

Destek vektör makineleri arkasındaki fikir maksimum mesafenin dolayısıyla en optimum hiper düzlemin bulunmasıdır. Bu sayede eğitim verisiyle birlikte gelecek veri için de en iyi sınıflandırma performansına ulařılmış olur. Optimum hiper düzlemin bulunmasıyla birlikte düzlemin kenarında bulunan noktalar destek vektör noktaları olarak işaretlenir. Çözümü bulmak için diđer noktalar önemsenmeden destek vektör noktalarının lineer kombinasyonu kullanılmaktadır. Bu sebeple destek vektör makinelerinin karmařıklıđı eğitim verisinin özelliklerinden etkilenmemekte ve büyük miktarda özellik barındıran eğitim verilerinin olduđu problemleri çözümede çok uygun olmaktadır. Bunun yanında eğitim

algoritmalarının ve sınıflandırma algoritmalarının nispeten karmaşık olmaları sebebiyle yüksek belleğe ihtiyaç duymaktadırlar (Khan ve ark., 2010).



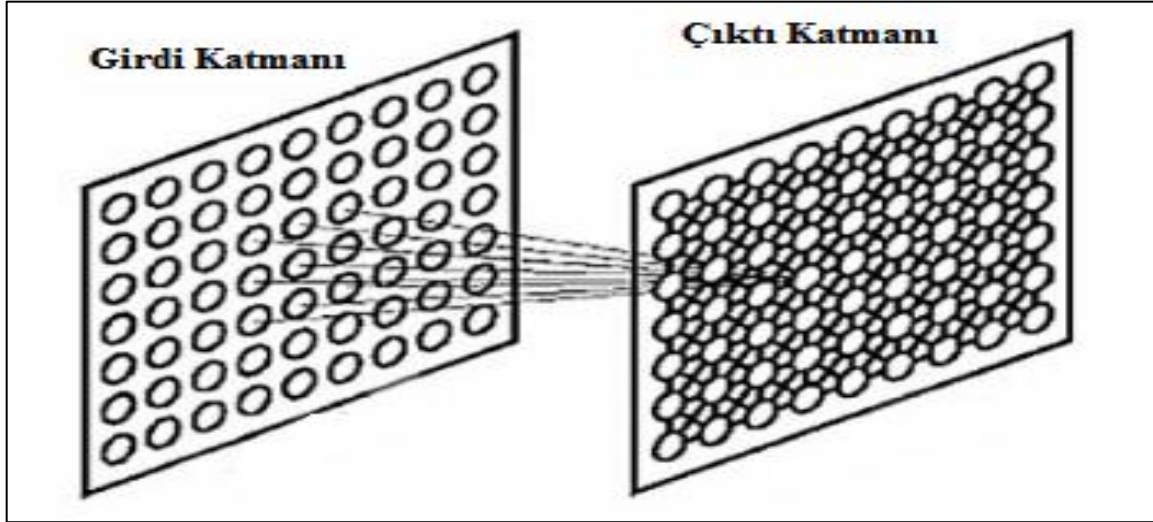
Şekil 2.5. 2 sınıflı Destek Vektör Makinesi

2.1.5. Gözetimsiz Eğitilen Yapay Sinir Ağları

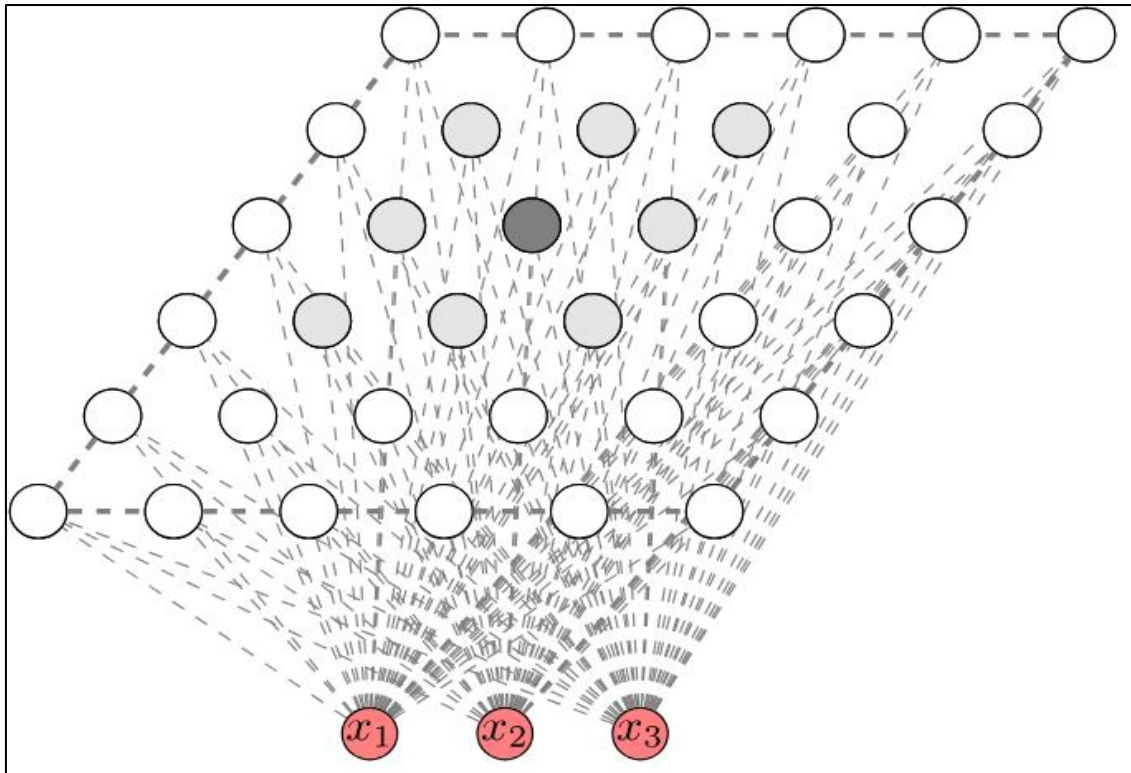
2.1.5.1. Özdüzenleyici Haritalar (Self Organizing Maps - SOM)

Özdüzenleyici haritalar Kohonen tarafından 1984 yılında icat edilmiştir. Bu tip yapay sinir ağları çok güçlü kümeleme ve görsel bir araç olmakla birlikte gözetimsiz öğrenme kategorisinde en popüler modellerden birisidir. Özdüzenleyici haritaların çalışma prensibi ile insan beyni ve görsel algılaması aynı doğrultuda çalışmaktadırlar. İnsan beynine giren görsel bilgiler beyin korteksinde gerekli bölgeler ile eşlendirilmekte ve birbirine yakın bölgeler benzer bilgileri barındırarak daha kısa sinapsis bağlantıları ile etkileşime geçmektedirler. Özdüzenleyici haritalar da tıpkı insan beyni gibi karmaşık girdileri daha düşük sayıda nöronlardan oluşan bir yüzeye eşleştirmektedirler. Buradan yola çıkarak özdüzenleyici haritalar hakkında çok boyutlu girdi uzayını basitleştirerek daha okunabilir bir görsellik ile sunduğu söylenebilir. Şekil 2.6'da görseli bulunan ve 1976'da tanıtılan Willshaw-von der Malsburg modeli özdüzenleyici haritaların atası olarak söylenebilir (Willshaw ve Von Der Malsburg, 1976). Bu model aynı ölçüde iki boyutlu girdi ve çıktı katmanından oluşmaktadır. Bunun yanında Kohonen tarafından geliştirilen

özdüzenleyici haritalarda girdi ve çıktı katmanlarının aynı ölçüde olma şartı bulunmamakta ve daha basit bir öğrenme mekanizması sunmaktadır (Yin, 2008). Bu sebeple özdüzenleyici haritalar Willshaw-von der Malsburg modelinden daha popüler olmuştur.



Şekil 2.6 Willshaw-vonder Malsburg Modeli (Yin, 2008).



Şekil 2.7 Özdüzenleyici Haritalar (Anonim-5, 2019).

Özdüzenleyici haritalarda çok katmanlı yapay sinir ağlarından farklı olarak sadece iki katman bulunmaktadır. İlk katman girdi katmanıdır ve girdi vektörünü sonraki katmana aktarmakla görevlidir. İkinci katman ise çıktı katmanıdır ve 2 boyutlu birbirine bağlı nöronlardan oluşmaktadır. Şekil 2.7’de görüldüğü gibi girdi katmanındaki her nöron çıktı katmanındaki her nörona bağlıdır. Çıktı katmanındaki nöronlar kare şeklinde organize edilmekte ve bu katmanda yer alan her nöron bir kümeyi temsil etmektedir. Özdüzenleyici haritalar tıpkı diğer yapay sinir ağlarında olduğu gibi iki modda çalışmaktadır. Bunlar eğitim modu ve eşleştirme modudur. Başlangıçta yeni oluşturulmuş bir özdüzenleyici harita girdi uzayı hakkında hiçbir bilgiye sahip olmadığı için doğru çalışmayacaktır. Bu sebeple ilk iş sinir ağına girdi uzayını nasıl kümeleyeceğini öğretmek olmaktadır. Eğitimin ardından sinir ağı yeni girdiyi otomatik olarak sınıflandırma yeteneğine sahip olmaktadır.

2.1.5.2. Özdüzenleyici Haritaların Eğitimi

Özdüzenleyici haritaların eğitimi sinir ağının kalitesini, girdi uzayı doğru bir şekilde işleme yeteneğini belirlediği için önemli bir adım olmaktadır. Eğitim süreci 4 ana grup altında incelenmiştir.

1. **Başlatma Adımı** : Bu adımda nöronlar arasındaki bağlantı ağırlıklarına küçük rastgele sayılar atanmaktadır. Bunun yanında çıktı katmanının boyutunun, girdi uzayının düzgün bir şekilde gösterilebilmesi için uygun bir şekilde seçilmesi gerekmektedir.
2. **Yarışma Adımı** : Eğitim kümesinde bulunan her örüntü için sinir ağında bulunan nöronlar kendi çıktılarını hesaplayarak yarışmakta ve kazanan nöron belirlenmektedir.
3. **İş Birliği Adımı** : İş birliğinin temelini oluşturmak için 2. adımda kazanan nöronun komşularına karar verilmektedir.
4. **Sinaptik Adaptasyonu** : 2. adımda kazanan nöronun kendisine komşu olan nöronlar ile birlikte ağırlık vektörleri girdi vektörünün etkisi ile gerekli düzeltmeye tabi tutulur.

2.1.5.2.1. Başlatma Adımı

Bu adımda yapay sinir ağının parametreleri ayarlanmaktadır. İyi bir eğitimin gerçekleşmesi için başlangıç parametrelerin seçilmesi önem arz etmektedir. Bu adımda ilk iş olarak çıktı katmanının boyutlarının belirlenmesi çıkmaktadır. Seçilecek nöron sayısının girdi uzayını temsil etme yeteneğine sahip olması gerekmektedir. İkinci iş olarak karşımıza nöronların başlangıç ağırlıklarını belirlemek çıkmaktadır. Ağırlıkların belirlenmesi 3 şekilde yapılabilmektedir.

- **Rastgele Başlangıç:** Vektörlere küçük rastgele değerler atanmaktadır.
- **Örnek Başlangıç:** Nöronların başlangıç ağırlıkları örnek veriler içinden seçilmektedir.
- **Lineer Başlangıç:** Sinaptik ağırlıklarının muntazam şekilde dağılabilmesi için başlangıç ağırlıkları eğitim kümesi öz vektörleri prensibine göre atanır.

2.1.5.2.2. Yarışma Adımı

N boyutlu girdi vektörlü bir eğitim kümesine ve toplamda M adet nöron içeren çıktı katmanına sahip bir özdüzenleyici harita ağında M ve N değerlerinin çarpımı kadar ağırlık değerleri bulunmaktadır. Yarışma sürecinde her girdi vektörü ve çıktı katmanındaki nöron için öklid mesafesi hesaplanmakta ve en küçük değere sahip nöron kazanan olarak işaretlenmektedir.

2.1.5.2.3. İş Birliği Adımı

Özdüzenleyici haritalarda eğitime tabi tutulmuş ağların bir temel özelliği de birbirine yakın konumda olan nöronların ayrıca girdi uzayındaki benzer sınıfları temsil etmesidir. Öğrenme işlemi sırasında kazanan nöronun merkeze alınmasıyla birlikte o topolojide bulunan komşular ile iş birliği içine girilmektedir. Kazanan nöronun ağırlığı güncellenirken tüm komşularının ağırlıkları da ona göre güncellenmektedir. Bu ayarlama komşu nöron ile kazanan nöron arasındaki uzaklığa bağlıdır.

2.1.5.2.4. Adaptasyon Adımı

Eğitim sürecinin son adımı sinaptik adaptasyonudur. Kazanan nöronun her bir komşu nöronunun sinaptik ağırlıkları eğitime giren her bir girdi vektöründen etkilenmektedir. Eğitimin tekrar etmesiyle beraber sinaptik ağırlıklar girdi vektörünün dağılımını takip etmeye meyil etmektedirler. Bu sayede komşu nöronlar benzer sinaptik ağırlık vektörlerine sahip olmaktadır.

Özet olarak özdüzenleyici haritaların eğitim algoritmasını anlatan yalancı kodu aşağıda verilmiştir.

Özdüzenleyici Haritalar Eğitim Algoritması Yalancı Kodu

Getir: Eğitim Verisi Y

Başlatma:

Sinaptik Ağırlıkları Başlat

Komşuluk Topolojisi Parametrelerini Ayarla

Öğrenme Oranını Ayarla

İşleme:

While(belirli sayıda devir)

Foreach (Y içerisindeki her bir girdi vektörü)

Foreach (Çıktı katmanındaki her bir nöron)

öklid mesafesi hesapla

endForeach

kazanan nöronu hesapla

Foreach(kazanan nöronun her bir komşusu)

Ağırlıkları güncelle

endForeach

endForeach

Öğrenme Oranını Güncelle

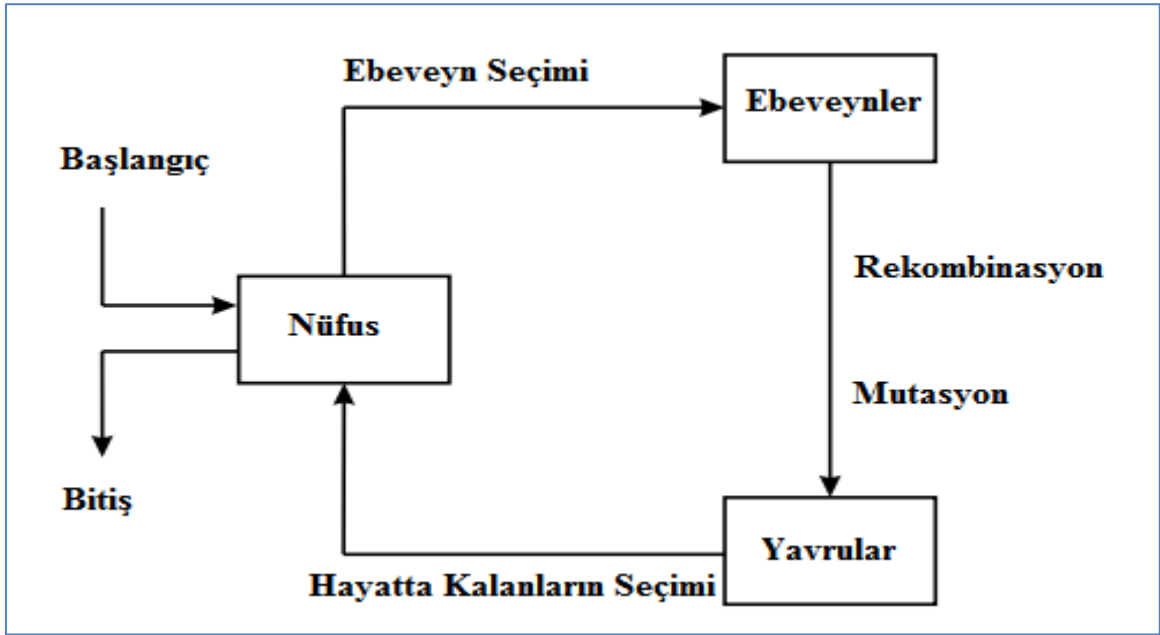
2.2. Evrimsel Hesaplama

Küresel optimizasyon algoritmalarının ailesi olarak tanımlanan evrimsel hesaplama yapay zekanın alt kollarından biridir. Nüfus tabanlı deneme ve yanılma metoduyla problem çözme karakterine sahiptir. Evrensel hesaplamada başlangıçta aday çözümler üretilmekte ve istenmeyen her aday stokastik metotlar ile çözüm uzayından çıkarılmaktadır. Yapılan bu işlem nüfusun doğal seleksiyona uğramasına benzetilmektedir. Doğal seleksiyon sonucu evirilen nüfus gibi evrimsel hesaplama sonucunda optimum çözümlere ulaşılmaktadır. Bu bölümde evrimsel hesaplamanın alt dalları incelenmiştir.

2.2.1. Evrimsel Algoritma

Evrimsel algoritmalar problem çözme, optimizasyon veya simülasyon için doğadaki türlerin evriminden esinlenmiş bir hesaplama modelidir. Evrimsel algoritmaların ortak yanı problemlerin bir ya da daha fazla potansiyel çözümleri üzerinde çalışmasıdır. Evrimsel algoritmalarda her çözüm birey olarak adlandırılırken bireylerin oluşturduğu küme nüfus olarak adlandırılmaktadır. Nüfus, iyi bireylerin seçimi ve bunu takiben yeni jenerasyonların mutasyon ve rekombinasyon gibi çeşitli işlemlerle üretildiği döngü sayesinde manipüle edilmektedir. Evrimsel algoritmadaki temel düşünce her bireye problem çözme yeteneğini ölçen uygunluk bilgisinin atanmasıdır. Yeni bireylerin üretilmesi için iyi veya yetenekli bireyler seçilmektedir. Oluşturulan yeni bireylerden kalite olanlar nüfusa eklenirken kalitesiz olanlar elenmektedir. Sürekli olarak en iyi çözümlerin çeşitli versiyonları oluşturulmasıyla algoritma kademeli olarak çözümün kalitesini artırmaktadır. Bu kısımda yapılan her döngü bir jenerasyon olarak adlandırılmaktadır. Yeni jenerasyonların üretilmesi genellikle rastgele yapılmaktadır. Bu sebeple evrimsel algoritmalar stokastik arama algoritmalarıdır. Önceden örneklenen noktalar gelecekte seçilecek örnekleme noktaları için yol gösterici olmaktadır. Çoğu evrimsel algoritma genetik algoritmalar, evrimsel stratejiler ve evrimsel programla tabanlıdır. Bu sebeple evrimsel hesaplama tekniklerinin genel itibari ile mimarileri aynı olmakla beraber aralarında küçük

teknik detay farkları bulunmaktadır. Genetik algoritmalarda adaylar harf dizeleri şeklinde gösterilirken, evrimsel programlamada sonlu durum makinesi, genetik programlamada ağaç ve evrimsel stratejilerde gerçek değerli vektörler olarak gösterilmektedir. Bir yöntemin diğerinden üstünlüğü verilen problem ile en iyi eşleşmesine ve dolayısıyla problemin çözüm adaylarını en iyi ve doğal şekilde ifade edebilmesine bağlıdır. Şekil 2.8'de evrimsel algoritmanın akış şeması verilmiştir.



Şekil 2.8 Evrimsel Algoritma Akış Şeması

Aşağıda evrimsel algoritmanın çalışma mantığını veren yalancı kodu verilmiştir.

Başlangıç :

Rastgele Aday Çözümler ile Nüfusun Oluşturulması

Her Adayı Değerlendir

While (Sonlandırma Durumu) do

Ebeveynleri Seç

Ebeveyn Çiftleri Rekombine Et

Yavruları Mutasyona Uğrat

Yeni Adayları Değerlendir

Gelecek Jenerasyon için Bireyler Seç

endWhile

Evrimsel Algoritmanın Yalancı Kodu

2.2.2. Evrimsel Algoritmaların Parçaları

Evrimsel algoritmaların birçok parçası ve operatörü bulunmaktadır. Bunlar:

- Bireylerin Tanımlanması
- Uygunluk Fonksiyonu
- Nüfus
- Ebeveyn Seçme Mekanizması
- Rekombinasyon ve Mutasyon Operatörleri
- Yeni Nesil için Seçme Mekanizması

olarak sıralanabilir. Belirli bir evrimsel algoritmanın tanımlanabilmesi için her bir parçanın belirtilmesi gerekmektedir. Bunlara ek olarak başlangıç prosedürü ve sonlandırma durumunun da belirtilmesi gerekmektedir.

2.2.2.1. Bireylerin Tanımlanması

Bir evrimsel algoritmanın tanımlanmasında ilk adım olarak gerçek dünyanın evrimsel algoritma dünyasına bağlanması yani evrimin gerçekleşeceği orijinal problem içeriğinin ve problem çözme uzayının arasında köprü kurulması gerekmektedir. Orijinal problem içeriğinde bulunan çözüm uzayı fenotip olarak adlandırılırken, evrimsel algortmada bulunan bireylerin kodlaması genotip olarak adlandırılmaktadır. Tasarımın ilk aşaması olarak fenotiplerden genotip kümesine eşleştirmenin yapılması gerekmektedir. Sayılar üzerinde verilen bir optimizasyon problemi için örnek vermek gerekirse, verilen sayı kümesi fenotipleri oluşturmaktadır. Verilen sayılara karşılık gelen ikili gösterim ise genotip olarak ifade edilmektedir. “3” sayısı fenotip, evrimsel algortmada kullanılacak “011” ikili gösterimi genotip olarak ifade edilmektedir. Evrimsel algortmada arama işlemi

genotip uzayında yapılmaktadır. Bu sebeple fenotip ve genotip uzayını anlamak önem arz etmektedir. Yapılan sonlandırma işleminden sonra en iyi genotip çözümlere fenotip oluşturulmaktadır. Evrimsel hesaplama terminolojisinde, problem içeriğindeki fenotip uzayı olarak adlandırılan aday çözümler ve bireyler çözüm uzayını temsil etmektedir. Genotipler olarak adlandırılan kromozomlar ise evrimsel aramanın yer aldığı genotip uzayı olarak karşımıza çıkmaktadır.

2.2.2.2. Uygunluk Fonksiyonu

Uygunluk fonksiyonu seçim işleminin temelini oluşturmaktadır. Uygunluk fonksiyonu gelişimi tanımlamakta ve böylece gelişimi kolaylaştırmaktadır. Problem çözüme tarafından bakıldığında, evrimsel içeriğin çözüm görevlerini ifade etmektedir. Teknik olarak ifade etmek gerekirse, genotiplerin kalitesini ölçen bir fonksiyondur. Bunun yanında fenotiplerin de kalitesini ölçebilmektedir. Böylece uygunluğu yüksek olan bireylerin yeni nesle aktarılma ihtimali yüksek olmaktadır.

2.2.2.3. Nüfus

Nüfusun rolü olası çözüm uzayını temsil etmesidir. Nüfus genotiplerin çoklu bir kümesidir. Bireylerin statik nesnelere olmalarından ötürü değişim ve adaptasyon yetenekleri olmamaktadırlar. Fakat nüfuslar aracılığıyla değişim ve adaptasyon mümkün olabilmektedir. Nüfuslar sadece içlerinde yer alan bireylerin sayısı gibi basit tanımlamalar ile ifade edilebileceği gibi bazı ihtiyaç durumlarında komşuluk ilişkileri veya bireyler arasındaki mesafe gibi tanımlamalara da ihtiyaç duyabilmektedir. Seçim işlemi nüfus seviyesinde yapılmaktadır. Genel olarak tüm nüfus hesaba katılarak seçim işlemi yapılmaktadır. Sonraki jenerasyona aktarmak için nüfus içerisinden en iyi birey seçilirken, yeni nesillere daha iyi bireyleri aktarmak için ise en kötü bireyler yenileri ile değiştirilmektedir. Fakat bu işlemler nüfusun boyutlarını etkilememektedir. Evrimsel algoritmalarda çeşitlilik farklı çözümlerin sayısını ölçmek için kullanılmaktadır. Çeşitliliği ölçmek için tek bir ölçüm parametresi kullanılmamakta, farklı uygunluk fonksiyonları, farklı sayıda fenotipler ve genotipler sunulmaktadır.

2.2.2.4. Ebeveyn Seçim Mekanizması

Ebeveyn seçiminin rolü, bireylerin kalitesine göre onların yeni nesillere ebeveyn olarak aktarılmasıdır. Rekombinasyona tabi tutularak yeni yavruların oluşturulması için seçilen bireyler ebeveyn olarak adlandırılmaktadır. Ebeveyn seçimi kalitenin artırılmasından sorumludur. Ebeveyn seçimi olasılık metodolojisi olması sebebiyle yüksek kalite bireylerin ebeveyn olma ihtimalleri de yüksek olmaktadır. Bunun yanında düşük kalite bireylere de ebeveyn olmak için pozitif fakat küçük bir şans da verilmektedir.

2.2.2.5. Rekombinasyon ve Mutasyon Operatörleri

Bu operatörlerin rolü eski bireylerden yeni bireylerin oluşturulmasıdır. Fenotip uzayından yeni adayların üretilmesiyle görevlidirler. Bu operatörlerin özelliği gösterim bağımlı olmalarıdır. İkili gösterime sahip bir genotip için 1'den 0'a veya tam tersi yönde bir mutasyon işlemi yapılabilirken, ağaç yapısına sahip genotipler için ağaç yapısına uygun operatörlerin geliştirilmesi gerekmektedir.

2.2.2.5.1. Rekombinasyon Operatörü

İsimden de anlaşılacağı üzere rekombinasyon operatörünün görevi iki genotip ebeveyni birleştirerek bir ya da iki adet yavru genotip oluşturmaktır. Seçilen ebeveynlerin hangi parçalarının ne şekilde kombine edileceği rastgele şekilde yapılmaktadır. Bu sebeple rekombinasyon işlemi stokastik bir operatördür. Rekombinasyonun rolü evrimsel hesaplamalarda farklı şekilde karşımıza çıkmaktadır. Genetik programlamada sadece varyasyon operasyonu iken, genetik algoritmalarda asıl arama operatörü olarak kullanılmakta fakat evrimsel programlamada hiç kullanılmamaktadır. İki ebeveyn kullanılması sebebiyle rekombinasyon işlemleri matematiksel olarak ihtimal dahilinde olmakla beraber kolay uygulanmaktadır. Rekombinasyon işleminin temel prensibi istenilen özellikleri barındıran iki bireyin eşleştirilip, bu özelliklere sahip yeni bir yavrunun oluşturulmasıdır. Evrimsel algoritmalar rastgele rekombinasyonları kullanarak bazen istenmeyen veya kendi ebeveynlerinden daha kötü kombinasyonlar elde edebilmektedirler. Fakat amaç her zaman daha kaliteli kombinasyonlar yapmaktır.

2.2.2.5.2. Mutasyon Operatörü

Mutasyon operatörü bir genotipe uygulanarak, onu hafif deęişmiş mutanta çevirmektedir. Tıpkı rekombinasyon operatörü gibi rastgele çalışmakta ve bu karakteri mutasyon operatörünü stokastik yapmaktadır. Evrimsel hesaplamada mutasyon farklı şekiller almaktadır. Genetik algoritmalarda arka planda çalışarak gen havuzuna yenilik katarken, evrimsel programlamada tüm arama işlemini yapan tek operatördür. Fakat genetik programlamada genellikle kullanılmamaktadır. Mutasyon evrimsel uygulama adımlarında temel adım olarak karşımıza çıkmaktadır. Evrimsel algoritma teoremine göre verilen problemin evrensel optimum çözümüne mutasyon ve rekombinasyon operatörleri sayesinde ulaşılabilir.

2.2.2.6. Yeni Nesil için Seçim Mekanizması

Yeni nesil seçim mekanizmasının görevi bireyleri kalitelerine göre ayırmaktır. Ebeveyn seçim mekanizmasına benzemektedir fakat evrimin farklı adımında yer almaktadır. Yeni nesil seçim mekanizması ebeveynlerden yavrular oluşturulduktan sonra çağrılmaktadır. Nüfusun boyutlarının sabit olmasından ötürü yeni jenerasyona aktarılacak bireylerin seçilmesi gerekmektedir. Bu seçim bireylerin uygunluk fonksiyonları merkezli yapılmaktadır. Ebeveyn seçiminin rastgele olmasının yanında yeni nesil için seçim mekanizması tam ters bir yönde işlemektedir. Ebeveynlerin ve yavruların derecelendirilmesi ile veya sadece yavruların seçilmesi mantığı ile çalışmaktadır.

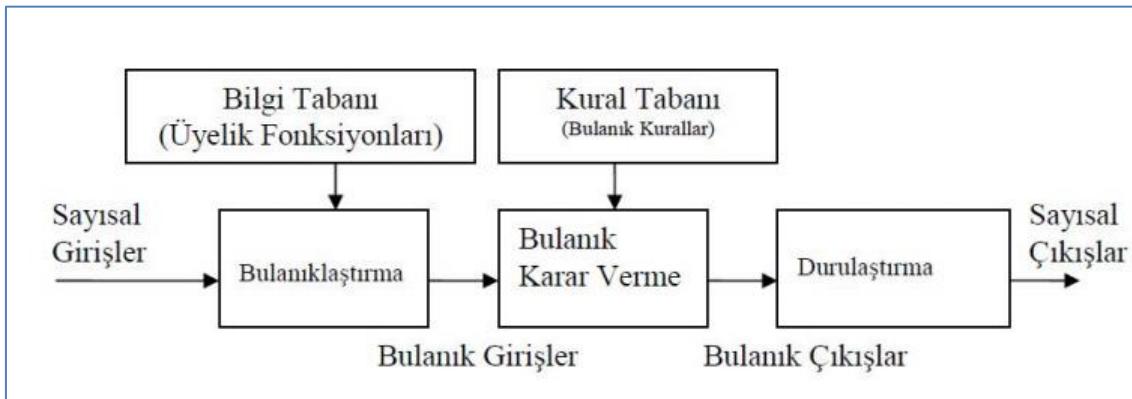
2.2.2.7. Başlangıç ve Sonlandırma Durumu

Başlangıç olarak ilk nüfus rastgele seçilen bireylerden oluşturulmaktadır. Başlangıçtan sonra sonlandırma durumu oluşana kadar gerekli adımlar çalıştırılır. Sonlandırma durumu problemin optimum çözümüne dair önceden bilinen bir değer ile karşılaştırarak yapılabilir. Fakat evrimsel algoritmaların doğası gereği stokastik olmalarından dolayı optimum çözüme ulaşabilmemektedirler. Böyle bir durum algoritmanın sonlanmadan çalışmasına devam etmesine sebep olacaktır. Bu sebeple algoritmayı sonlandırmak için işlemci maksimum zaman limiti, toplam

uygunluk fonksiyonu değerlendirme limiti, belirli bir zaman aralığı ve nüfus çeşitliliğinin belli bir seviyenin altına düşmesi gibi durumlar kullanılmaktadır.

2.3. Bulanık Mantık

Bulanık mantık kesin değeri olmayan olgular için kullanılmaktadır. Sıcaklık yüksek, mesafe uzak gibi kesin değerin olmadığı ucu açık olgular bu duruma örnek olarak verilebilir. Bulanık mantık kesin olmayan parametrelere sahip belirsiz problemlerin çözümüyle ilgilenen matematiksel bir yaklaşımdır. Bulanık mantığın arkasındaki düşünce insanların karar verme sürecinden türetilmiştir. Bulanık kurallar olarak tanımlanan “Eğer... Sonra..” ifadeleri insanların karar verme süreçlerinde de kullanılmaktadır. Bulanık sistemler girdi, çıktı ve bulanık kurallardan oluşmaktadır. Örnek olarak bir odanın sıcaklığına bakarak ısıtıcının ayarlanması verilebilir. Odanın sıcaklığının kontrol altında tutulabilmesi için “Eğer (oda soğuksa) Sonra (ısıtıcıyı arttır)” şeklinde yazılan ifade; bulanık kural, odanın sıcaklığı girdi ve ısıtıcı ayarı çıktı olarak karşımıza çıkmaktadır. Bulanık kurallar girdiler ile çıktılar arasında ilişki kurmaktadır. Bir sistemde girdi, çıktı ve bulanık kurallar belirlendikten sonra matematiksel yönden tanıtılmaları gerekmektedir. Şekil 2.9 bulanık mantığın yapısını göstermektedir.



Şekil 2.9 Bulanık Mantık Yapısı (Anonim-2, 2019).

2.3.1. Bulanık Kümeler

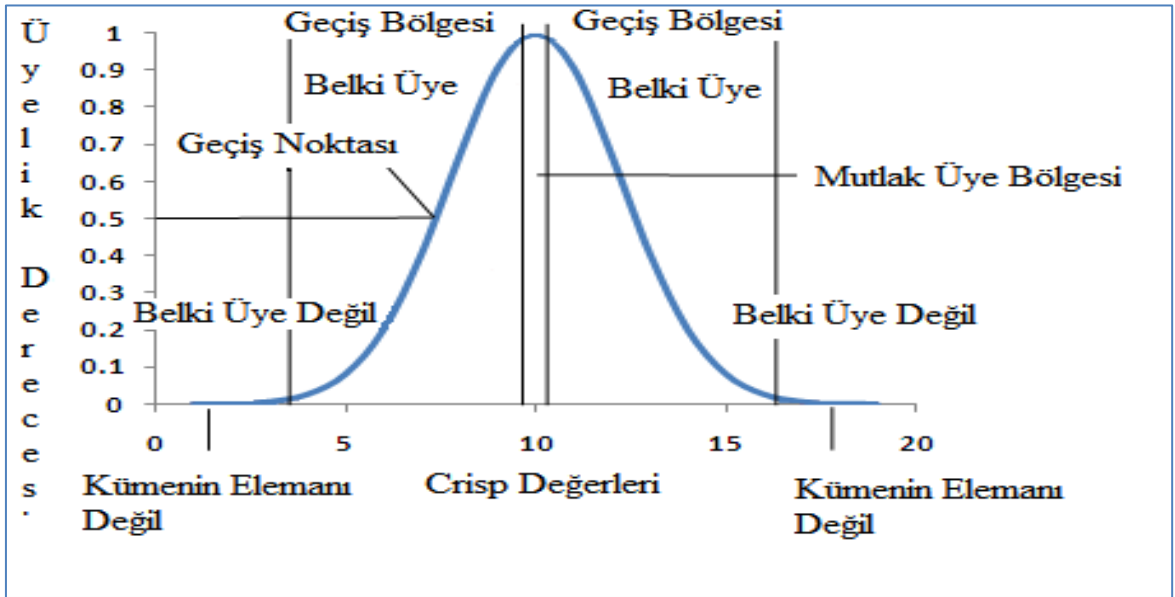
Bulanık sistemlerdeki girdi ve çıktılar bulanık kümeleri oluşturmaktadır. Geleneksel küme kavramında verilen bir elemanın kümeye üye olması veya olmaması durumu

bulunmaktadır. Üye olma veya olmama durumu “1” ve “0” olarak ifade edilebilmektedir. Bulanık kümelerde ise verilen elemanın kümeye [0 1] aralığında bir değer ile ifade edilen üyelik derecesi bulunmaktadır. Herhangi bir elemanın bulanık kümeye aitlik derecesi bir fonksiyonla ölçülmektedir. “A” bulanık kümesinin elemanlarını [0 1] aralığında bir değere dönüştüren fonksiyondur ve üyelik fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır. Denklem 3.1’de gösterilmektedir.

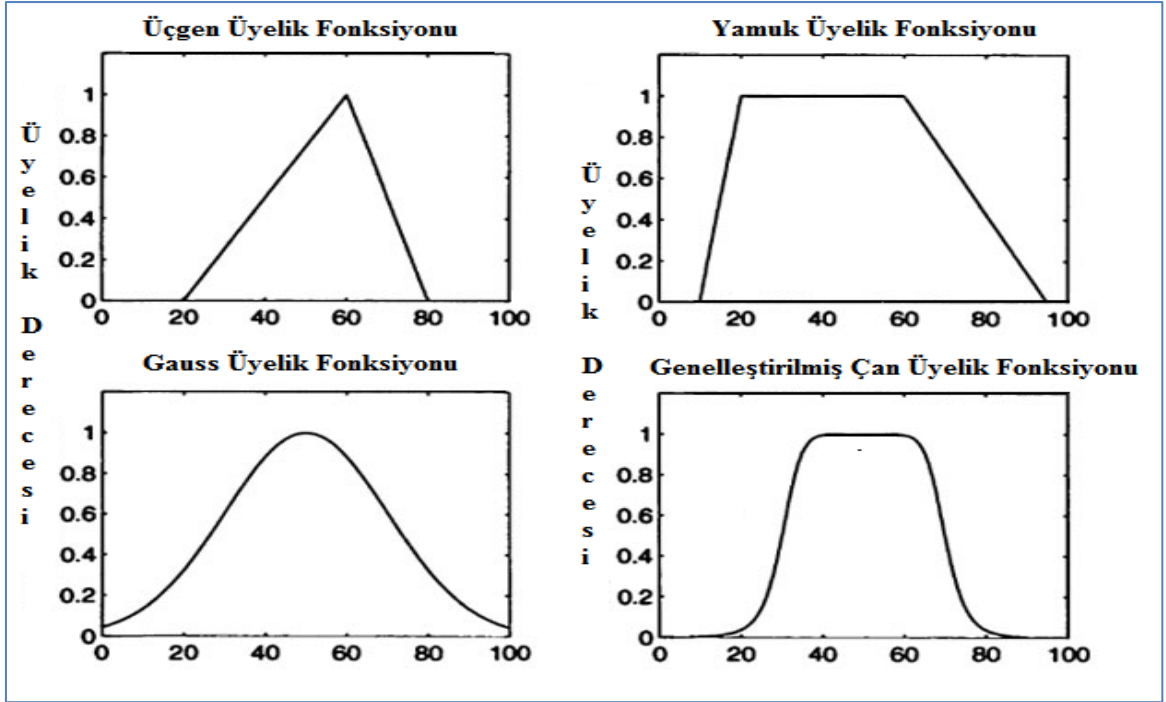
$$\mu_A(x) \in [0,1] \quad (3.1)$$

2.3.2. Üyelik Fonksiyonları

Birçok çeşit bulanık üyelik fonksiyonları bulunmaktadır. Üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonları lineer olmakta birlikte en popüler fonksiyonlardandır (Nguyen ve ark, 2002). Ayrıca Gauss ve genelleştirilmiş çan gibi diğer üyelik fonksiyonları da mevcuttur. Şekil 2.10’da üyelik fonksiyon diyagramı, Şekil 2.11’de ise üyelik fonksiyonları sunulmuştur.



Şekil 2.10 Bulanık Üyelik Fonksiyon Diyagramı (Anonim-3, 2019)



Şekil 2.11 Üyelik Fonksiyonları (Anonim-4, 2019).

2.3.3. Bulanık Girdi-Çıktı ve Kurallar

Bulanık mantık üyelik fonksiyonları bulanık girdi ve çıktıları oluşturmamızı sağlamaktadır. Bunun yanında bulanık kurallar ise bulanık girdiler ile bulanık çıktılar arasında ilişki kurmamızı sağlamaktadır. Bu kurallar “Eğer...Sonra...” ifadesine dayalı olarak üretilmektedir. “Eğer girdi 1 = A1, girdi 2 = B2 Sonra çıktı C1” şeklinde bir kuralda, “A1” girdi “1”in üyelik fonksiyonu, “B2” girdi “2”nin üyelik fonksiyonu ve “C1” ise çıkış üyelik fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır.

2.3.4. Durulaştırma

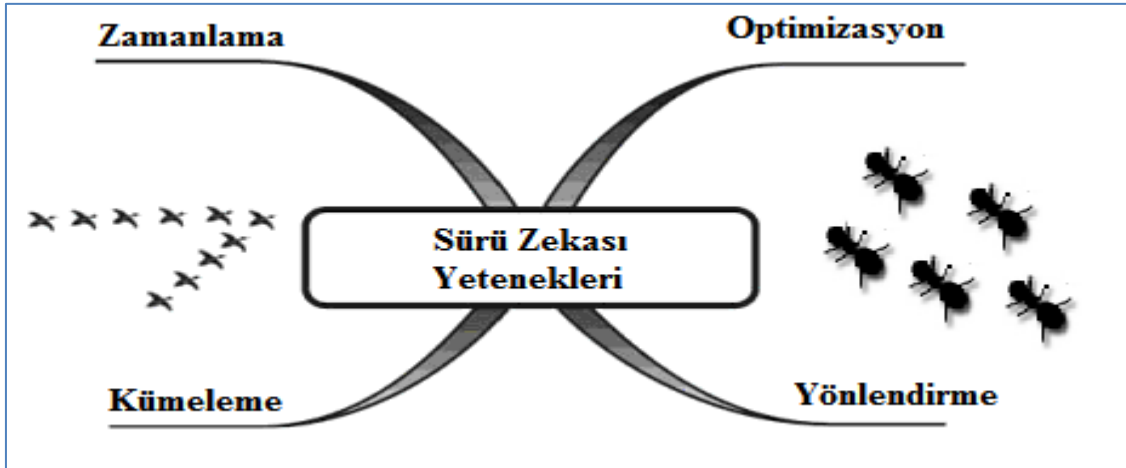
Durulaştırma çıktı bölgesinden çıktıları veren bir stratejidir. Keskin değer olarak sisteme girip bulanıklaştırılan değerlerin tekrar tıpkı girdi değerleri gibi keskin değerlere dönüştürülmesi adımı durulaştırma olarak adlandırılır. En çok kullanılan durulaştırma yöntemleri aşağıda belirtilmiştir:

- Maksimum Üyelik İlkesi
- Ağırlık Merkezi
- Ağırlık Ortalama

- Ortalama Maksimum

2.4. Sürü Zekası

Sürü zekâsı kendi kendine organize olabilen ve merkezi olmayan sürü davranışları üzerine oturtulmuş yapay zeka tekniklerinden biridir. Beni&Wang tarafından 1989 yılında sürü zekâsı terimi ortaya atılmıştır. Sürü zekâsı sistemleri birbiriyle etkileşim içinde olan basit tek bireylerin bir araya geldiği topluluklardan oluşmaktadır. Genellikle bireylere nasıl davranacağını emreden merkezci bir kontrol mekanizması bulunmamaktadır, fakat yerel etkileşimler sürü davranışlarını ortaya çıkarmaktadır. Karınca kolonisi, arı sürüsü, kuş akını gibi doğadaki topluluklar sürü zekâsına örnek olarak verilebilir. Şekil 2.12 sürü zekasının yeteneklerini göstermektedir.



Şekil 2.12 Sürü Zekâsı Yetenekleri

2.4.1. Optimizasyon Yöntemi Olarak Sürü Zekâsı

En başarılı iki sürü zekası yöntemi karınca kolonisi optimizasyonu ve parçacık sürü optimizasyonu teknikleridir. Karınca kolonisi optimizasyonu matematiksel model algoritmalarını kullanarak zor kombinasyonel optimizasyon problemlerine yaklaşık çözümler getirmektedir. Yapay karıncalar problem diyagramı üzerinde gerçek karıncaların diğer karıncalara yardımcı olması için yola bıraktıkları feromon kokusu gibi yapay feromonlar bırakmaktadırlar. Feromon kokusunun yoğunluk derecesine bakarak karıncalar yön tayini yapmaktadırlar. Bununla beraber karıncalar, diğer karıncaların aynı yolda gitmesini engellemek ve hem yeni hem de

daha kısa yolların bulunabilmesi için rastgele seçim de yapmaktadırlar (Karaboğa, 2011). Parçacık optimizasyon tekniği ise evrensel n boyutlu uzayda en iyi çözümün nokta veya yüzey olarak ifade edildiği problemler ile ilgilenmektedir.

2.5. Karar Ağaçları

Karar ağaçları etiketlenmiş veriler aracıyla oluşturulan gözetimli öğrenme tabanlı tahmin etme modelleridir. Karar ağaçları çok yararlı ve güçlü sınıflandırma ve tahmin etme araçlarından biridir (Patel ve Rana, 2014). Karar ağaçları öğrenme algoritmaları, en bilgilendirici ortak değişkeni bularak, eldeki veriyi bu değişkene göre parçalara ayırarak ve her parçayı yinelemeli olarak işleyerek çalışır. Eğitim aşamasından sonra seçilen değişkenlerin böldüğü veriler ağaç yapısı olarak gösterilmektedir. Bu sebeple karar ağaçları olarak adlandırılmaktadırlar. Karar ağaçları tahmin etme performansları, kolay uygulanabilirlikleri ve yorumlanabilirlikleri sebebiyle çokça kullanılmaktadır (Igboamalu, 2017). Karar ağaçları çıktısı gerçek sayı olan regresyon analizleri için kullanılabilecekleri gibi çıktısı ait olduğu sınıfı tanımlayan sınıflandırma analizleri için de kullanılabilmektedir. Karar ağaçlarının öğrenilmesi için örnek veriler ile eğitilmesi gerekmektedir. Bu adımla birlikte yapılan validasyonlardan sonra karar ağaçları yeni ve daha önce görmediği verileri tahmin etme ve sınıflandırma yeteneğine sahip olmaktadır.

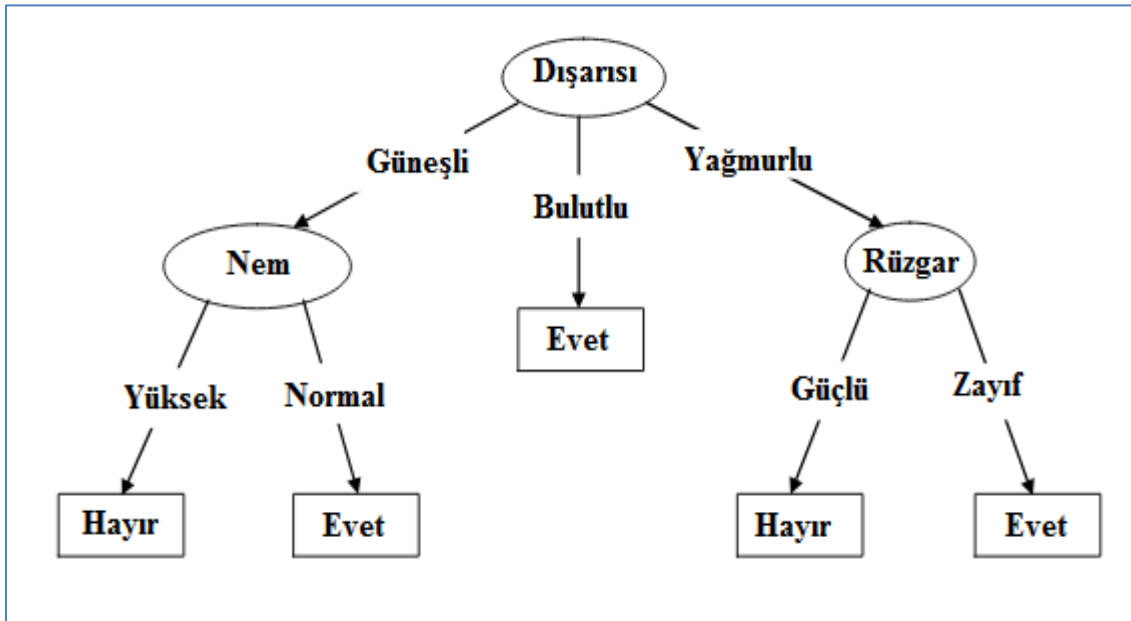
2.5.1. Karar Ağaçları Yapısı

Karar ağaçları kök düğüm, iç karar düğümleri ve uç düğümlerden oluşmaktadır.

- **Kök Düğüm:** Girdisi bulunmayan ve birden fazla çıktısı bulunan ağacın başlangıç noktasıdır. Kök düğümden çıkan dallar iç karar düğümlerine veya uç düğümlere gitmektedir.
- **İç Karar Düğümleri:** Kök düğümünden veya iç karar düğümlerinden sonra görünmekte ve gene iç karar düğümleri veya uç düğümler tarafından takip edilmektedir. Verilerin test edilmesiyle yön tayininde kullanılan düğümlerdendir.
- **Uç Düğümler:** Ağacın en altında bulunan düğümlerdir ve karar ağacının sınıflarını temsil etmektedirler. Bazı karar verilemeyen durumlarda uç

düğüm her hangi bir sınıfı temsil etmemekte ve kararsız veya soru işareti ile işaretlenmektedirler. Sadece bir girdiye sahip olmakla birlikte başka bir düğüme çıktı vermemektedirler.

Şekil 2.13 Tenis Oynama Karar Ağacı Örneği Şekil 2.13 tenis oynama modelini göstermektedir ve çok iyi bilinen bir karar ağacı örneğidir (Quinlan, 1993). Tenis oynama aktivitesi havanın durumuna göre “Evet” veya “Hayır” şeklinde yapılmaktadır. “Dışarı” kök düğümdür ve 3 adet çıktısı bulunmaktadır. Bu çıktılar “Dışarı” kök düğümünün özelliklerini ifade etmektedir. Kök düğümden sonra iç karar düğümleri bulunmaktadır. Bu iç karar düğümlerinin de kendilerine ait özellikleri bulunmaktadır. Kök düğüm için uygulanan süreç yukarıdan aşağıya doğru iç karar düğümleri içinde aynı şekilde uygulanmaktadır. Sonuç olarak “Evet” ve “Hayır” şeklinde etiketlenmiş uç düğümlere ulaşılarak karar verilmektedir. Örnekten farklı olarak düğümlerde sayısal veya diğer tipte özellikler kullanılabilir.



Şekil 2.13 Tenis Oynama Karar Ağacı Örneği

D3, C4.5, C5.0, CART, CHAID ve QUEST karar ağaçlarında kullanılan eğitim algoritmalarıdır (Çalış, Kayapınar ve Çetinyokuş, 2014).

3. BORSA ve TEKNİK ANALİZ

Borsa; ticarete konu olan malların alım – satım işlemlerinin yapıldığı kurumsal platformlar olarak tanımlanmaktadır. Her borsanın kendine özgü kuralları bulunmaktadır. Ayrıca borsalar, arz-talep dengesi üzerine kurulmuş piyasalardır. Borsada ticarete konu olan mallar hisse senetleri, menkul kıymetler, döviz, bono, emtia ve tahvil gibi yatırım araçlarıdır. Borsada amaç; düşük fiyattan alınan ticarete konu malların yüksek fiyattan satılmasıdır. Borsada fiyatlar arz-talep faktörüne göre şekillenmektedir. Herhangi bir mala olan talebin, o malın arzından az olması fiyatta düşüşe sebep olurken; talebin arzdan fazla olması fiyatta yükselişe sebep olmaktadır. Arz ve talepte meydana gelen değişiklikler borsada fiyat dalgalanmasına sebep olmaktadır. Arz ve talebi ise etkileyen birçok faktör bulunmaktadır. Bu faktörlerin incelenerek gelecekte fiyatların nasıl şekilleneceği üzerine yorum yapmak zor olmakla birlikte, başarılı olması takdirde yüksek getirili bir görev olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu kapsamda gelecek fiyat hareketleri üzerinde yorum yapmak için iki temel yöntem kullanılmaktadır. Bunlar; temel analiz ve teknik analiz yöntemleridir. Bu çalışmada geliştirilen sistem, teknik analiz yöntemlerinin optimizasyonu üzerine kurulmuştur. Geliştirilen model Borsa İstanbul (BIST)'da bulunan hisseler üzerinde test edilmiştir.

3.1. Borsa İstanbul A.Ş (BIST)

Türkiye'de faaliyet gösteren tek borsa kurumu Borsa İstanbul A.Ş (BIST)'dir. İlk kez 1986 yılında faaliyete geçen Borsa İstanbul, 5 Nisan 2013 tarihine kadar IMKB(İstanbul Menkul Kıymetler Borsası) ismini kullanmıştır. 5 Nisan 2013 tarihinde Borsa İstanbul (BIST) ismini almıştır. Türkiye'de hisse senedi alım – satım işlemleri gerçekleştiren yatırımcılar Borsa İstanbul bünyesinde faaliyet göstermektedirler.

3.2. Temel Analiz

Yatırımcıların borsada yaptıkları işlemlere yön vermek için kullandıkları yöntemlerden birisi temel analiz yöntemidir. Orta ve uzun vadeli kararların alınmasında kullanılmaktadır. Temel analiz yönteminde şirketlerin bilançoları, borç

durumları, faaliyetleri gibi o şirket üzerinde arz-talep dengesini etkileyen unsurlar incelenmektedir. Şirketlerin kendi durumları ek olarak enflasyon, politika faizi gibi makroekonomik verilerden, o ülkedeki siyasi gelişmelere kadar birçok parametre de temel analiz yöntemine dahil edilmektedir. Tüm bu parametrelerin incelenmesiyle borsaya konu malların ve döviz kurlarının hareketlerini tahmin etmeye çalışmak temel analizin başlıca konusudur.

3.3. Teknik Analiz

Yatırımcıların borsada yaptıkları işlemlere yön vermek için kullandıkları diğer yöntem teknik analiz yöntemidir. Kısa ve orta vadeli kararların alınmasında kullanılmaktadır. Temel analizin aksine geçmiş verilerin çeşitli hesaplamalar ile değerlendirilmesine dayanmaktadır. Teknik analiz, temel analize göre daha kolay bir uygulamaya sahiptir. Teknik analiz, geçmişteki fiyat hareketlerinin gelecekte de tekerrür edeceği varsayımından yola çıkmaktadır. Mevcut fiyatlarda tespit edilen hareketler, geçmiş fiyatlardaki benzer hareketler ile eşleştirilmekte ve geçmişte ortaya çıkan etkinin tekrar edeceği düşüncesiyle ileri dönük tahmin yapılmaktadır. Teknik analiz indikatörleri, finansal verilerin analiz edilmesiyle “Al-Sat” sinyallerinin üretilmesini sağlayan matematiksel hesaplama yöntemleridir. Birçok teknik analiz indikatörü bulunmaktadır. Bunlardan sıklıkla kullanılan indikatörler aşağı belirtilmiştir:

- Basit Hareketli Ortalama (Simple Moving Average – SMA)
- Üssel Hareketli Ortalama (Exponential Moving Average – EMA)
- Göreceli Güç Endeksi (Relative Strength Index – RSI)
- Hareketli Ortalamaların Yakınlaşması ve Uzaklaşması (Moving Average Convergence Divergence – MACD)
- Stokastik (Stochastic – STO)
- Mal Kanal Endeksi (Commodity Channel Index – CCI)
- Bollinger Bandı (Bollinger Bands)

Bu çalışmanın temelini teknik analiz indikatörlerin optimizasyonu oluşturmaktadır. Yatırımcılar “Al-Sat” sinyali üretmek için teknik analiz indikatörlerini kullanmaktadırlar. Fakat yatırım yaparken sadece tek bir teknik analiz

indikatörünün kullanılması sağlıklı sonuç doğurmayacağı için birden fazla indikatörün kullanılması tavsiye edilmektedir (Anonim-6, 2019).

Bu çalışma kapsamında RSI ve MACD teknik indikatörleri optimize edilerek kullanılmıştır. Gelecek çalışmalar için diğer teknik indikatörlerin geliştirilen sisteme eklenmesi kapsamında RSI ve MACD dışında diğer teknik analiz indikatörleri de incelenmiştir.

3.3.1. Basit Hareketli Ortalama (Simple Moving Average - SMA)

Birçok teknik analiz indikatörünün temelini hareketli ortalamalar oluşturmaktadır. Basit hareketli ortalama (SMA) belirtilen periyod için önceki kapanış fiyatların aritmetik ortalamasını almaktadır. N günlük SMA hesaplamak için son N günlük kapanış fiyatların aritmetik ortalaması alınmaktadır. Farklı periyod değerlerine sahip iki farklı SMA'nın kesişim noktalarından "Al-Sat" sinyalleri üretilebilmektedir.

3.3.2. Üssel Hareketli Ortalama (Exponential Moving Average - EMA)

Birçok teknik analiz indikatörünün temelini oluşturan diğer bir hareketli ortalama türü üssel hareketli ortalama (EMA)'dır. SMA gibi aritmetik ortalama olarak tüm fiyatlara aynı ağırlığı vermek yerine son fiyat hareketlerine üssel olarak daha fazla ağırlık vermektedir. Bu sayede yeni gelişmelere karşı daha hassas olmakla birlikte, yaşanan gelişmelere SMA'dan daha hızlı tepki vermektedir. Tıpkı SMA'da olduğu gibi farklı periyod değerlerine sahip iki farklı EMA'nın kesişim noktalarından "Al-Sat" sinyalleri üretilebilmektedir.

3.3.3. Göreceli Güç Endeksi (Relative Strength Index - RSI)

Göreceli güç endeksi (RSI) en çok kullanılan momentum indikatörlerinden biridir. Fiyattaki değişimleri ölçerek 0 ile 100 arasında bir değer vermektedir. Ticarete konu malın fiyatlarından aşırı alındığını veya aşırı satıldığını tespit etmektedir. RSI için 30 değeri aşırı satım bölgesi anlamına gelmekte ve yakın zamanda fiyatların yön değiştireceğini ifade etmektedir. 30 değeri genelde "Al" sinyali olarak kullanılmaktadır. RSI için 70 değeri ise aşırı alım bölgesi anlamına gelmekte ve yakın zamanda fiyatların yön değiştirerek düşeceğini ifade etmektedir. 70 değeri

“Sat” sinyali olarak kullanılmaktadır. RSI değerini hesaplamak için geleneksel olarak 14 periyodu kullanılmaktadır. RSI değeri aşağıdaki denkleme göre hesaplanmaktadır.

$$RSI = 100 - 100/(1+RS)$$

$$RS = \text{Ortalama Pozitif Kapanışlar} / \text{Ortalama Negatif Kapanışlar}$$

3.3.4. Hareketli Ortalamaların Yakınlaşması ve Uzaklaşması (Moving Average Convergence Divergence - MACD)

Hareketli ortalamaların yakınlaşması ve uzaklaşması (MACD) en çok kullanılan indikatörlerden biridir. Farklı periyodlara sahip EMA'ların bir arada kullanılmasıyla trend yönü hakkında fikir vermektedir. Geleneksel kullanımda 12 ve 26 günlük EMA'ların arasındaki fark MACD çizgisini oluşturmakta, MACD çizgisinin 9 günlük EMA'sının hesaplanması ile sinyal çizgisi oluşmaktadır. MACD çizgisi ile sinyal çizgisinin kesişimlerinden trendin aşağı veya yukarı yönde olduğu tespit edilmektedir. MACD çizgisinin sinyal çizgisini yukarı kesmesi trendin yukarı yönde olduğu ve fiyatların mevcut fiyatlardan daha yukarı bir seviyeyi göreceği anlamına gelmektedir. MACD çizgisinin sinyal çizgisini aşağı yönde kesmesi trendin aşağı yönde olduğu ve fiyatların mevcut fiyatlardan daha aşağı bir seviyeyi göreceği anlamına gelmektedir. MACD ve sinyal çizgisi aşağıdaki denkleme göre hesaplanmaktadır.

$$\text{MACD Çizgisi} = (12\text{-periyod EMA}) - (26\text{-periyod EMA})$$

$$\text{Sinyal Çizgisi} = \text{MACD Çizgisinin } 9\text{-periyod EMA'sı}$$

3.3.5. Stokastik (Stochastic - STO)

Stokastik (STO) indikatörü popüler bir momentum indikatörüdür. STO verilen periyod içerisinde yüksek ve düşük fiyatların mevcut fiyata olan mesafesini göstermektedir. STO 0 ile 100 arasında bir değer vermektedir. Trend yönü hakkında bilgi vermekle beraber RSI gibi aşırı alım ve satım noktalarının tespitinde de kullanılmaktadır. STO değerini hesaplamak için geleneksel olarak 14 periyodu

kullanılmaktadır. %K ve %D olmak üzere iki sonuç vermektedir. %K ve %D aşağıdaki formüle göre hesaplanmaktadır.

$$\%K = 100 \times \frac{(\text{Kapanış Fiyatı} - \text{N periyod için Düşük Fiyat})}{(\text{N periyod için Yüksek Fiyat} - \text{N periyod için Düşük Fiyat})}$$

$$\%D = \%K \text{ 'nin 3-periyod SMA'sı}$$

%K değeri %D değeri ile hareket etmektedir. Bu değerler için 80 değeri aşırı alım bölgesi, 20 değeri ise aşırı satım bölgesi anlamına gelmektedir. %K değerinin %D değerini yukarı kesmesi “Al” sinyali, aşağı kesmesi “Sat” sinyali olarak yorumlanmaktadır.

3.3.6. Mal Kanal Endeksi (Commodity Channel Index – CCI)

Mal kanal endeksi (CCI) yatay seyreden piyasalarda trendlerin tespit edilmesinde kullanılan bir indikatördür. CCI verilen periyod içerisinde bulunan her fiyatın düşük, yüksek ve kapanış değerlerini kullanmaktadır. Karmaşık bir hesaplama yöntemine sahip CCI indikatörünü formülü aşağıda verilmiştir (Anonim-7, 2019).

$$\text{Ortalama Fiyat} = \frac{\text{Düşük Fiyat} + \text{Kapanış Fiyatı} + \text{Yüksek Fiyat}}{3}$$

$$\text{CCI} = \frac{\text{Ortalama Fiyat} - \text{Ortalama Fiyatın SMA'sı}}{0.015 * \text{Ortalama Fiyatın Mutlak Ortalama Sapması}}$$

CCI indikatörünün 100 ve üzeri bir değer alması aşırı alım, -100 ve altı bir değer alması aşırı satım anlamına gelmektedir. Bu sebeple CCI'nın 100 ve -100 değerlerini alması trend bitiş ve başlangıçları hakkında fikir vermektedir.

3.3.7. Bollinger Bandı (Bollinger Bands)

Bollinger bandı “Al-Sat” sinyalleri üretmek için sıklıkla kullanılan bir indikatördür. Trend yönü hakkında bilgi vermektedir. Belirli periyod değerleri için kapanış fiyatların basit hareketli ortalaması alındıktan sonra bu değere +2 ve -2 standart

sapma deęerleri eklenmektedir. Bollinger bandı kapanıř fiyatlarının, bu fiyata ait SMA'ya eklenen +2 ve -2 standart sapma deęerleri ierisinde hareket edeceęini kabul etmekte ve kanal dıřına ıkan fiyatın yakın zamanda kanal ierisine gireceęini iřaret etmektedir. Bununla beraber alt veya st kanal sınırından geri dnen fiyatların, dnř yaptıktan sonra dięer kanal sınırına doęru bir hareket yapacaęı dřnlmektedir. Bu Őekilde trend bařlangı ve bitiřlerini tespit etmek iin kullanılmaktadır.

4. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Yapay zeka ve borsa üzerine ilgili literatür incelendiğinde birçok çalışma ile karşılaşılmaktadır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde bunların 3 kategoriye bölünmesi faydalı olacaktır. 1. Kategorideki çalışmalar borsa tahmini yapan, 2. Kategorideki çalışmalar borsada yön tahmini yapan, 3. Kategorideki çalışmalar ise borsa için “AI-Sat” veya “AI-Sat-Tut” önerisi yapan sistemler olarak sınıflandırılabilir. 1. Kategorideki çalışmalar, belirli bir değer ile kapanış yapan hisse senedinin ertesi gün alacağı değeri tahmin etmeye çalışan grup olarak tanımlanabilir. 2. Kategorideki çalışmalar, belirli bir değer ile kapanış yapan hissenin ertesi gün alacağı değer ile ilgilenmeden, sadece artacağını veya azalacağını tahmin etmeye çalışan grup olarak tanımlanabilir. 3. Kategori ise “AI-Sat-Tut” veya “AI-Sat” önerisi yapan, sistemin “AI” önerisi vermesiyle hissenin alınmasını, “Sat” önerisi verene kadar tutulmasını ve “Sat” önerisi vermesiyle birlikte hissenin satılmasını sağlayan grup olarak tanımlanabilir.

BİST üzerine yapılan çalışmalar incelendiğinde (Tektaş ve Karataş, 2004; Kutlu ve Badur, 2009; Çalışkan ve Deniz, 2015) çalışmalarını 1. kategoriye, (Kara, Boyacıoğlu ve Baykan, 2011; Çalışkan ve Deniz, 2015) çalışmalarını 2. kategoriye koyabiliriz. BIST için 3. kategoride bir çalışmaya rastlanılmamıştır fakat yabancı ülke borsaları için yapılmış (Rodríguez-González ve ark., 2010a; Rodríguez-González ve ark., 2010b; Rodríguez-González ve ark., 2011; Şahin ve Özbayoğlu, 2014; Ijegwa ve ark., 2014; Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu, 2017a; Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu, 2017b) çalışmalarını ise 3. kategoriye koyabiliriz. Bu tez çalışmasını 3. kategoriye koyarak, oradaki çalışmaları kapsadığını söyleyebiliriz. Bu kapsamda (Rodríguez-González ve ark., 2010a; Rodríguez-González ve ark., 2011) çalışmaları incelendiğinde, istatistiksel yöntemler ile teknik analiz indikatörlerinden RSI optimizasyonu yapıldığı görülmektedir. Optimizasyon sonrası çeşitli periyotlarda RSI değerleri ile birlikte optimum RSI değeri de kullanılarak 6 adet ileri beslemeli yapay sinir ağı eğitilmiştir. Değerlendirme yapmak için IBEX 35 endeksi kullanılmıştır. Eğitim verisi olarak 1.6 yıllık finansal veri, çapraz validasyon için ise 3.2 yıllık finansal veri kullanılmıştır. Oluşturulan 6 adet yapay sinir ağından M-test sonucu en başarılı olan yapay sinir ağı optimum olarak seçilmiştir. Rodríguez-González ve ark., (2010b) çalışmasında ise Rodríguez-González ve ark. (2010a) ile Rodríguez-González ve ark. (2011)

çalışmaları ile aynı veri kullanılmıştır. Fakat onlardan farklı olarak optimum RSI değeri yerine optimum RSI periyodu tespit edilmeye çalışılmış ve ileri beslemeli yapay sinir ağları optimum RSI değeri yerine optimum RSI periyodu ile beslenmiştir. Rodríguez-González ve ark. (2010) çalışmasında elde edilen sonuçlar standart RSI 14'den daha iyi performans göstermiştir. Rodríguez-González ve ark. (2010a) ile Rodríguez-González ve ark. (2011)'deki çalışmalardan alınan sonuçlar ise hem Rodríguez-González ve ark., (2010b)'den hem de standart RSI 14'den daha iyi performans göstermiştir.

Şahin ve Özbayoğlu (2014) çalışmasında ise teknik analiz indikatörlerinden RSI kullanılmıştır. RSI için standart 14 periyodu ve 30-70 değerlerini AI-Sat olarak kullanmak yerine genetik algoritma kullanılarak her hisse için optimum RSI periyodu ve değeri keşfedilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada sadece genetik algoritma ile RSI optimizasyonu yapılmış ve ileri beslemeli yapay sinir ağı kullanılmamıştır. Değerlendirme yapmak için S&P 500 endeksi kullanılmıştır. Eğitim için 2001-2007 arası veriler, test için ise 2008-2012 arası veriler kullanılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde ise borsanın yukarı ve aşağı yönde hareket ettiği zamanlarda optimize edilmiş RSI'nın, standart RSI 14'den hafif bir şekilde iyi performans gösterdiği görülmüştür. Bununla beraber finansal piyasanın iyi olduğu durumlarda ise RSI'nın 14 optimize RSI'dan daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Fakat RSI 14 ün borsadaki yön değişimlerine karşı savunmasız olduğu vurgulanmıştır.

Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu (2017a) çalışmasında ise genetik algoritma ile RSI optimizasyonu yapılmış ve teknik analiz indikatörlerinden SMA ile borsanın yönü tespit edilmiştir. Daha sonra optimize değerler ve borsa yönü ile ileri beslemeli yapay sinir ağı beslenmiş ve "AI-Sat-Tut" önerisi veren bir sistem geliştirilmiştir. Genetik algoritma fazı ile borsanın yukarı ve aşağı yönde olduğu durumlar için rastgele başlatılmış nüfus içinden en iyi RSI değerleri bulunmuş ve ileri beslemeli yapay sinir ağını beslemek için bir listede toplanmıştır. Daha sonra ileri beslemeli yapay sinir ağı endeksten elde edilen "AI-Sat-Tut" etiketleri ile gözetimli eğitime tabi tutulmuştur. Değerlendirme yapmak için Dow 30 endeksi kullanılmıştır. Eğitim için 1997-2006 arası veriler, test için ise 2007-2017 arası veriler kullanılmıştır.

Yapılan testler sonucunda geliştirilen sistemin Al&Tut stratejisi ile karşılaştırılabilir olduğu veya Al&Tut stratejisinden daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Sezer, Özbayoğlu ve Dođdu (2017b)'nın gerçekleştirdiđi çalışmada ise teknik analiz indikatörlerinden RSI, MACD ve Williams%R değerleri ile çok katmanlı yapay sinir ađı beslenmiş ve "Al-Sat-Tut" önerisi veren bir sistem geliştirilmiştir. Bu çalışmada teknik indikatörler optimize edilmeden standart değerleri ile kullanılmışlardır. Daha sonra çok katmanlı yapay sinir ađı endeksten elde edilen "Al-Sat-Tut" etiketleri ile gözetimli eğitime tabi tutulmuştur. Deđerlendirme yapmak için Dow 30 endeksi kullanılmıştır. Eğitim için 1997-2006 arası veriler, test için ise 2007-2017 arası veriler kullanılmıştır. Yapılan testler sonucunda geliştirilen sistemin Al&Tut stratejisi ile karşılaştırılabilir bir performans gösterdiği fakat çođu durumda Al&Tut stratejisinin geliştirilen sistemden daha iyi olduğu görülmüştür. Buna sebep olarak ise çok katmanlı yapay sinir ađının optimize edilmemiş değerler ile beslenmesi ve uzun test periyotları için Al&Tut stratejisinin yenilmesinin güç olması gösterilmiştir.

Ijegwa ve ark. (2014)'ün çalışmasında bulanık mantık yaklaşımı kullanılmıştır. Teknik analiz indikatörlerinden MACD, RSI, STO ve OBV kullanılmıştır. Ijegwa ve ark. (2014)'ün çalışmasında olduğu gibi teknik indikatörler optimize edilmeden standart değerleri ile kullanılmışlardır. Çıktı olarak "Al-Sat-Tut" önerisi veren bir çalışmadır. Mamdani bulanık çıkarım sistemi ile birlikte girdiler için gaus üye fonksiyonu ve çıktı için üçgen üye fonksiyonu kullanılmıştır. RSI, STO ve çıktı için 3 adet "Al-Sat-Tut", MACD ve OBV için 2 adet "Al-Sat" üye fonksiyonu tanımlanmıştır. Daha sonra 4 adet teknik indikatör kullanılarak bulanık kurallar tanımlanmıştır. Deđerlendirme yapmak için iki adet Nigerian banka endeksi kullanılmıştır. Test için ise 2012 yılı ocak-haziran arası veriler kullanılmıştır. Yapılan testler sonucunda sistemin "Al" önerisi verdikten sonra hisse fiyatlarının yükseldiđi, "Sat" önerisi verdikten sonra hisse fiyatlarının düştüđü belirtilmiştir. Fakat Al&Tut stratejisi veya standart indikatörler stratejileri ile bir karşılaştırma yapılmaması çalışmanın en büyük eksikliği olarak karşımıza çıkmıştır.

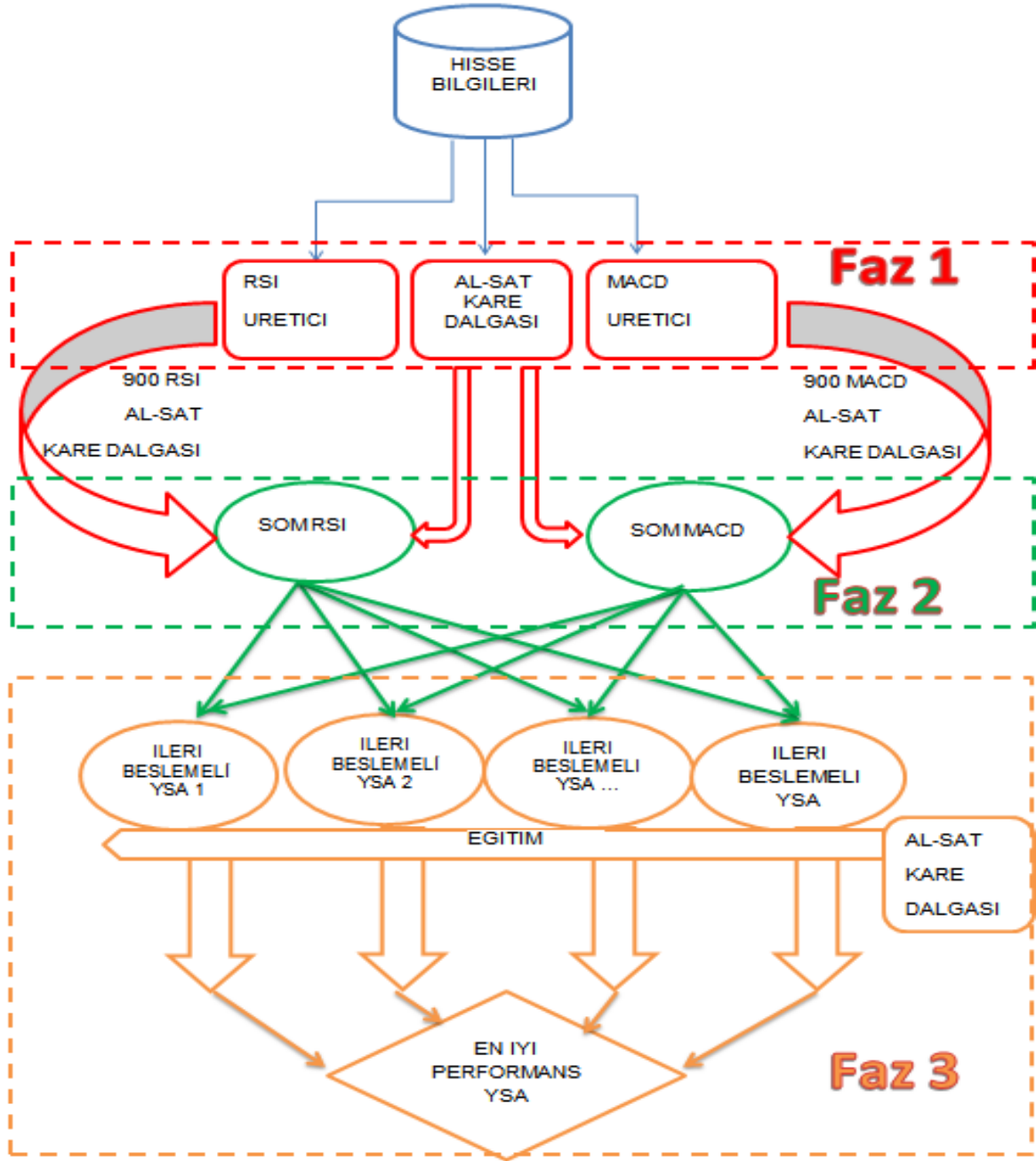
Önceki paragraflarda da bahsedildiđi gibi 3. kategorideki alıřmalar incelendiđinde özdüzenleyici haritalar ve ileri beslemeli yapay sinir ađlarının bir arada kullanıldıđı bir sisteme rastlanılmamıřtır. Bu alıřmanın temelini teknik analiz indikatörlerin özdüzenleyici haritalar ile optimizasyonu ve ileri beslemeli yapay sinir ađları ile sonuçların iyileřtirilmesi oluřturmaktadır. Bu alıřmayı yaparken ki en büyük motivasyonumuz literatüre 3. kategorideki alıřmalar arasına BIST üzerine yapılmıř ve özdüzenleyici haritalar ile ileri beslemeli yapay sinir ađlarının bir arada kullanıldıđı bir alıřma katmak olmuřtur.

5. ÖNERİLEN MODEL

Teknik analiz indikatörleri trend başlangıçları ve bitişlerini anlamak için kullanılan yöntemlerdendir. Finans piyasalarında 100'ü aşkın farklı indikatör bulunmaktadır. Fakat bunlardan sadece birkaçı etkili ve kolay uygulanabilir oldukları için daha çok tercih edilmektedirler (Sezer, Özbayoğlu ve Doğdu, 2017b). Ayrıca teknik analiz indikatörlerinin çoğu aynı veriye bağlı olmaları sebebiyle benzer sonuçlar vermektedir. Bu sebeple daha çok teknik analiz indikatörünün kullanılması sonuçlar üzerinde fark edilir bir etki yaratmamaktadır. İstatistiksel olarak bakıldığında başarılı borsacıların sadece birkaç adet teknik analiz indikatörü kullandığı ve diğer hiçbir indikatör ile ilgilenmedikleri görülmüştür. Bu çalışmada hisse bilgilerinin girdi olarak kullanıldığı ve çıktı olarak "AI-Sat" önerisinin verildiği AİS'ler geliştirmek için sıkça tercih edilen RSI ve MACD teknik analiz indikatörleri kullanılmıştır. 3 fazdan oluşan AİS Geliştirme Modeli'nin ilk girdileri, AİS'in geliştirileceği hisse senedine ait Anlık/Saatlik/Günlük kapanış değerleridir. Faz 1'den elde edilen çıktılar Faz 2'ye, Faz 2'den elde edilen çıktılar Faz 3'e girdi olarak kullanılmaktadır. Faz 3 çıktı olarak en iyi performansa sahip YSA'yı vermektedir.

AİS Geliştirme Modeli'nin Aşamaları (Faz 1, Faz 2, Faz 3 - Bkz. Şekil 5.1) ve AİS Kullanım Fazı (Faz 4 - Bkz. Şekil 5.9) aşağıda verilmiştir;

- Faz 1
 - AI-Sat Kare Dalgası (Bkz. Şekil 5.2)
 - RSI Üretici Modül (Bkz. Şekil 5.3)
 - MACD Üretici Modül (Bkz. Şekil 5.4)
- Faz 2
 - SOM RSI Modülü (Bkz.Şekil 5.6 Şekil 5.4)
 - SOM MACD Modülü (Bkz. Şekil 5.7)
- Faz 3
 - İleri Beslemeli YSA Modülü (Bkz. Şekil 5.8)
- Faz 4
 - Geliştirilen AİS'in Kullanımı (Bkz. Şekil 5.9)

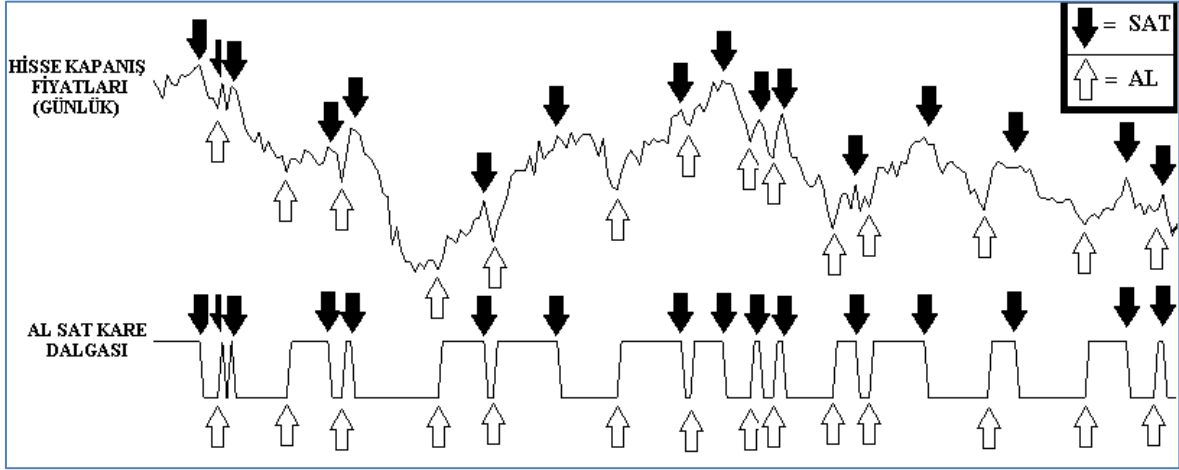


Şekil 5.1 AIS Geliştirme Modeli'nin Fazları

5.1. AI Sat Kare Dalgası

Borsada işletilen mantık, hisse fiyatlarının düşükken alınması, yüksekken satılması olarak kısaca özetlenebilir. Fakat borsanın mantığının kolaylığı kadar, bu mantığın işletilmesi de oldukça zor bir görev olarak karşımıza çıkmaktadır. Anlık/Dakikalık/Saatlik/Günlük gibi kısa vadeli trend başlangıç ve bitiş noktaları ile ilgilenmeden orta vadeli kazanç elde edilecek şekilde hisseye ait geçmiş veriler

üzerinde “Alım” ve “Satım” noktaları işaretlenir. Bu adımdan sonra alım noktalarının 1 değerine, satım noktalarının ise -1 değerine normalize edilmesi işlemi gerçekleştirilmektedir. Çıkan sonuç kare dalgaya benzediği için “Al-Sat” kare dalgası olarak adlandırılmıştır.



Şekil 5.2 Al-Sat Kare Dalgası

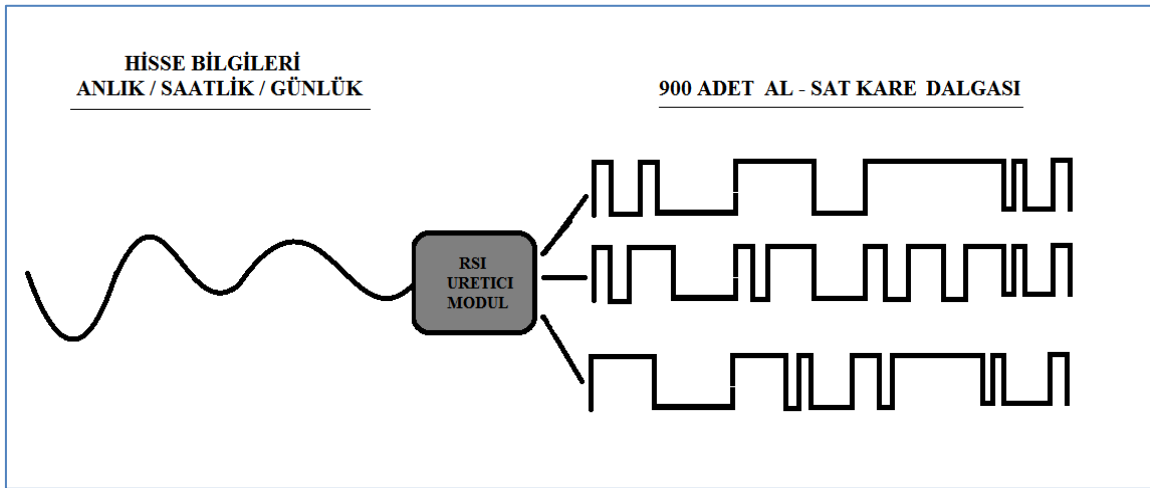
“Al-Sat” kare dalgası herhangi bir hisse senedinin alınması veya satılması yönünde bilgiler veren, orta vadeli trend başlangıç ve bitiş noktalarının görsel olarak okunmasını kolaylaştıran bir grafik olarak tanımlanabilir. “Al-Sat” kare dalgasının 1’den -1’e geçiş noktaları “Sat” sinyalinin, -1’den 1’e geçiş noktaları ise “Al” sinyalinin optimum noktaları olarak tanımlanabilir. Fakat bu tanımdan “Al-Sat” kare dalgasının 1 ve -1 noktalarında işlem yapılmaz anlamını çıkarılmamalıdır. 1 veya -1 noktalarında yapılan işlemler elde edilecek kar oranının düşük olmasına veya ortaya çıkacak zararın yüksek olmasına sebep olmaktadır. Ayrıca görsel olarak okunması, yorumlanması ve bilgisayarlar tarafından işlenmesi hisse üzerine çizilmiş “Al-Sat” noktalarına göre oldukça kolay olması sebebiyle ve bu amaçla Faz 2’de gerçekleştirecek MACD ve RSI teknik indikatörlerinin optimizasyonunda kullanılmak üzere Faz 1’deki hisse bilgileri “Al-Sat” Kare dalgasına çevrilmiştir.

5.2. RSI Üretici Modül

Bu modülün işlevi, girdi olarak verilen hisse bilgilerinden, en çok kullanılan teknik indikatörlerden olan RSI değerlerini üretmektir. Önceki bölümde de bahsedildiği üzere, RSI bir momentum indikatörüdür ve hisse fiyatındaki artış azalışların

normalleşme hızını ölçerek “Al-Sat” sinyalleri üretmektedir. RSI değerinin 30'un altına düşmesi “Al” sinyali, 70'in üzerine çıkması ise “Sat” sinyali olarak kullanılmaktadır.

RSI teknik indikatörü girdi olarak periyot değeri ve hisse kapanış fiyatlarını almaktadır. Periyot N değeri Gün, Saat veya Dakika olabilmektedir. RSI geliştiricisi Wilder (1978)'a göre ay döngüsünün yarısı olması sebebiyle, RSI için en uygun periyot N değeri 14'dür. Fakat piyasa, hisse, firma ve diğer etkiler sebebiyle RSI için en uygun değer her zaman 14 olmamaktadır (Rodríguez-González, 2011). Bu sebeple hisseye özgü en iyi periyot değerini bulabilmek için Faz 2'de kullanılmak üzere RSI Üretici Modül tarafından çeşitli periyotlar için 900 adet RSI değeri hesaplanmakta ve çıkan değerler “Al-Sat” kare sinyallerine dönüştürülmektedir.



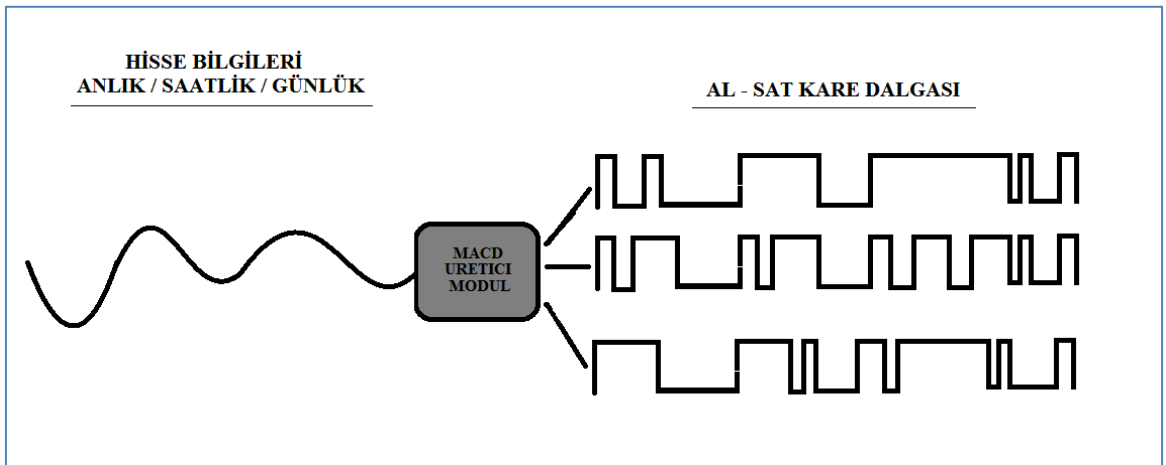
Şekil 5.3 RSI Üretici Modül

RSI Üretici Modül dakikalık, saatlik veya günlük hisse kapanış fiyatlarını alarak dakikalık, saatlik veya günlük “Al-Sat” kare sinyalleri üretebilmektedir. Bu çalışmada hisselerin günlük kapanış fiyatları kullanılmıştır. Saatlik veya dakikalık veriler de tercih edilebilir fakat kısa vadeli kullanımlar orta vadeli trendler hakkında yanıltıcı olabilmektedir.

5.3. MACD Üretici Modül

Bu modülün işlevi, girdi olarak verilen hisse bilgilerinden, en çok kullanılan teknik indikatörlerden olan MACD değerlerini üretmektir. MACD Gerald Appel tarafından 1970 yılında geliştirilmiştir. Önceki bölümde de bahsedildiği üzere MACD göstergesi trend takipçisi olan ve fiyatların iki farklı hareketli ortalaması arasındaki ilişkiyi gösteren bir momentum indikatörüdür. Genel kullanımda MACD çizgisi 26 günlük üssel hareketli ortalamasının 12 günlük üssel hareketli ortalamadan çıkartılmasıyla elde edilmektedir. MACD indikatöründe 9 günlük üssel hareketli ortalama ile hesaplanan sinyal çizgisinin MACD çizgisini aşağı kesmesi trend başlangıcı veya “Al” sinyali olarak, yukarı kesmesi trend bitişi veya “Sat” sinyali olarak yorumlanmaktadır.

MACD indikatörü, MACD çizgisi için uzun ve kısa vade periyot değerlerini, sinyal çizgisi için orta vade periyot değerini ve hisse kapanış fiyatlarını almaktadır. Uzun vadeli periyot Nu değeri, orta vadeli periyot No ve kısa vadeli periyot Nk değeri Gün, Saat veya Dakika olabilmektedir. MACD fonksiyonunun Nu, No, Nk periyotları genel kullanımda 26, 12, 9 değerlerini almaktadır. Fakat piyasa, hisse, firma ve diğer etkiler sebebiyle MACD için en uygun değerler her zaman 26, 12, 9 olmamaktadır. Bu sebeple hisseye özgü en iyi periyot değerlerini bulabilmek için Faz 2’de kullanılmak üzere MACD Üretici Modül tarafından çeşitli periyotlar için 900 adet MACD değeri hesaplanmakta ve çıkan değerler “Al-Sat” kare sinyallerine dönüştürülmektedir.



Şekil 5.4 MACD Üretici Modül

MACD Üretici Modül dakikalık, saatlik veya günlük hisse kapanış fiyatlarını alarak dakikalık, saatlik veya günlük “AI-Sat” kare sinyalleri üretebilmektedir. Bu çalışmada hisselerin günlük kapanış fiyatları kullanılmıştır.



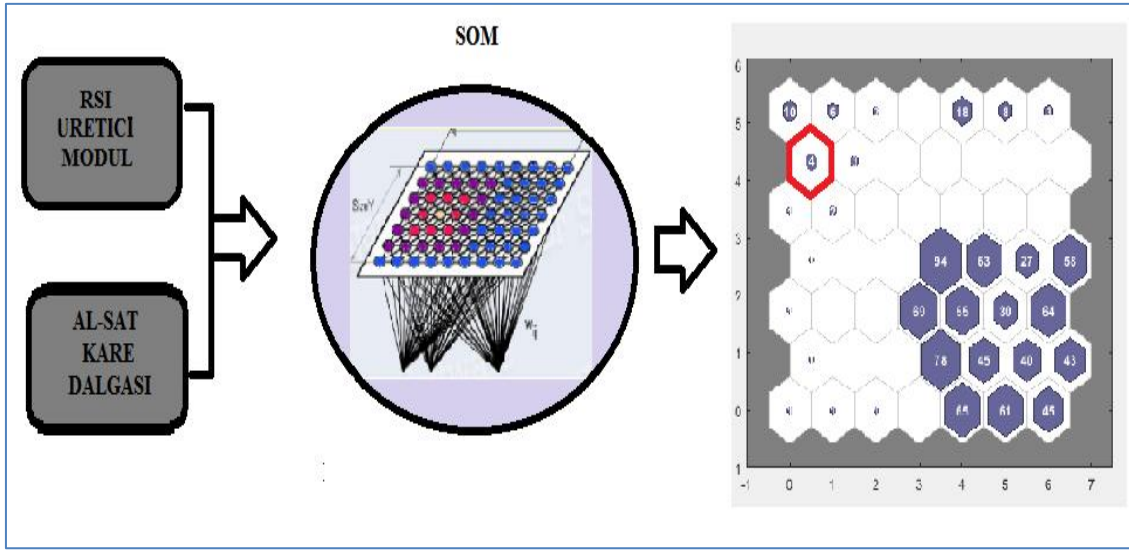
Şekil 5.5 Teknik Analiz AI-Sat Örneği

5.4. SOM RSI Modülü

Bu modülün işlevi, RSI Üretici Modül'den girdi olarak aldığı değişik periyotlar için hesaplanmış 900 adet RSI değerlerinden ve “AI-Sat” Kare dalgasından optimum RSI değerlerini bulmaktır. Şekil 5.5’de, standart 14 periyodu ile kullanılan RSI indikatörünün ve standart (12,26,9) parametreleri ile kullanılan MACD indikatörünün yanlış zamanda “AI-Sat” sinyalleri ürettiği görülmektedir. Bu örnek teknik analiz indikatörlerin optimize edilmesi gerekliliğini göstermektedir. Bu sebeple SOM RSI ve SOM MACD modülleri sunulmuştur.

Özdüzenleyici haritalar (SOM), gözetimsiz eğitilen yapay sinir ağlarındanır. 1982 yılında Teuvo Kohonen tanıtıldığı için Kohonen ağı da denilmektedir. Özdüzenleyici haritalar, veri seti içerisindeki örüntüleri tespit etmede

kullanılmaktadır (Cabanès ve Bennani, 2010). Özdüzenleyici haritaların gözetimsiz eğitim sürecinde nöronlar yarış içerisinde girmektedirler. Eğitim sonuna kadar yarış kazanan nöron ve çevresindeki nöronların ağırlıkları güncellenmeye devam etmektedir. Eğitim bittiğinde benzer örüntüler aynı nöronlarda temsil edilmektedir. (Folguera ve ark., 2015). Bu sayede özdüzenleyici haritalar çok boyutlu veri setini az boyuttaki çıktılara indirgemekte ve birbirine yakın verileri aynı gruplara koyarak kümeleme yapmaktadır. Buradan yola çıkarak SOM RSI Modülü 901 adet “Al-Sat” kare dalgasından benzer olanları aynı gruplarda sınıflandırmaktadır. Gruplama sonucunda “Al-Sat” Kare dalgası ile aynı gruba düşen RSI değerleri optimum RSI değerleri olmaktadır. Özdüzenleyici haritalarda kullanılacak nöron sayısı, eğitim sırasında ortaya çıkan teorik olarak üretilebilecek maksimum kategori sayısını belirlemektedir. Bu sayı eğitim verisinin boyutu ile ilişkilidir. Buradaki amaç eğitim verisinden bir nöron başına düşen en iyi gözlem sayısını bulmaktır. Özdüzenleyici haritadaki nöron sayısı kümelemenin doğruluğunu önemli ölçüde etkilemekte, çözünürlüğünü ve çeşitli örnekleri ayırt etme yeteneğini artırmaktadır. Az sayıda nöron ile çok farklı grupların işlenmeye çalışılması, birbirine benzemeyen örneklerin aynı kümeye atanmasına, çok sayıda nöron ile işlenmeye çalışılması ise normalden daha fazla küme oluşmasına sebep olacaktır. Her iki durumda da hiç bir örneğe tepki vermeyen inaktif nöronların ortaya çıkması da negatif bir etki yaratmaktadır (Kossakowski ve Bilski, 2017). Bu çalışmada özdüzenleyici harita ve ileri beslemeli yapay sinir ağı kullanımında MATLAB analiz aracı kullanılmış ve Faz 2’de kullanılacak özdüzenleyici haritanın optimum boyutlarını bulabilmek için çeşitli boyutlardaki özdüzenleyici haritalar test edilmiştir. Deneysel çalışmalar sonucu 7x7’lik 2 boyutlu 49 adet nöronun bulunduğu özdüzenleyici harita kullanılmasının uygun olduğu görülmüştür. Özdüzenleyici haritalarda her eğitimin başlangıç ağırlıklarının ve örneklemelemlerinin rastgele atanması eğitim sonucunun farklı çıkmasına sebep olmaktadır. Bu sebeple SOM RSI’den iyi bir performans alabilmek için birkaç defa eğitime tabi tutmak faydalı olabilmektedir. Şekil 5.6’de görünen SOM RSI Modülünün vermiş olduğu kümeleme sonucunda “Al-Sat” Kare dalgası ile aynı kümeye düşen 3 adet RSI Kare Dalgası bulunmuş ve kırmızı ile işaretlenmiştir. Bu modülde “Al-Sat” Kare dalgası ile aynı kümeye düşen RSI değerleri SOM MACD’den elde edilen MACD değerleri ile birlikte Faz 3’e girdi olarak gönderilmektedir.

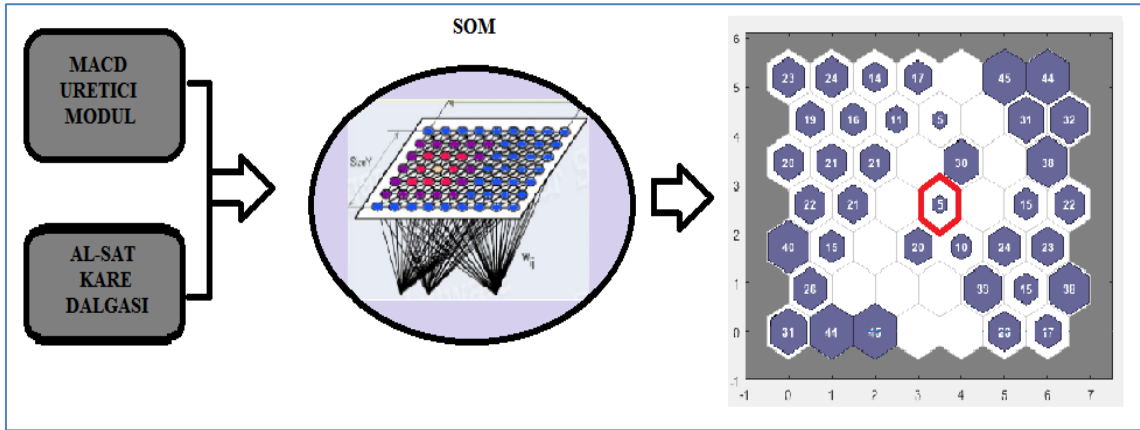


Şekil 5.6 SOM RSI Modülü

5.5. SOM MACD Modülü

Bu modülün işlevi MACD Üretici Modül'den girdi olarak aldığı değişik periyotlar için hesaplanmış 900 adet MACD değerlerinden ve "Al-Sat" Kare dalgasından optimum MACD değerlerini bulmaktır. SOM MACD Modülü 901 adet "Al-Sat" kare dalgasından benzer olanları aynı gruplarda sınıflandırmaktadır. Gruplama sonucunda "Al-Sat" Kare dalgası ile aynı gruba düşen MACD değerleri optimum MACD değerleri olmaktadır. Bölüm 5.4'de de bahsedildiği üzere özdüzenleyici haritadaki nöron sayısı kümelemenin doğruluğunu önemli ölçüde etkilemekte, çözünürlüğünü ve çeşitli örnekleri ayırt etme yeteneğini artırmaktadır. Az sayıda nöron ile çok farklı grupların işlenmeye çalışılması, birbirine benzemeyen örneklerin aynı kümeye atanmasına, çok sayıda nöron ile işlenmeye çalışılması ise normalden daha fazla küme oluşmasına sebep olacaktır. Her iki durumda da hiç bir örneğe tepki vermeyen inaktif nöronların ortaya çıkması da negatif bir etki yaratmaktadır (Kossakowski ve Bilski, 2017). Bölüm 5.4'de yürütülen özdüzenleyici haritanın optimum boyutlarını bulma işlemi bu bölümde de tekrarlanmış ve çeşitli boyutlardaki özdüzenleyici haritalar test edilmiş, 7x7'lik 2 boyutlu 49 adet nöronun bulunduğu özdüzenleyici harita kullanılmasının uygun olduğu görülmüştür. Özdüzenleyici haritalarda her eğitimin başlangıç ağırlıklarının ve örneklemelerinin rastgele atanması eğitim sonucunun farklı çıkmasına sebep

olmaktadır. Bu sebeple SOM MACD'den iyi bir performans alabilmek için birkaç defa eğitime tabi tutmak faydalı olabilmektedir. Şekil 5.7'de görünen örnekte, SOM MACD Modülünün vermiş olduğu kümeleme sonucunda "Al-Sat" Kare dalgası ile aynı kümeye düşen 4 adet MACD Kare Dalgası bulunmuş ve kırmızı ile işaretlenmiştir. Bu modülde "Al-Sat" Kare dalgası ile aynı kümeye düşen MACD değerleri SOM RSI'dan elde edilen RSI değerleri ile birlikte Faz 3'e girdi olarak gönderilmektedir.



Şekil 5.7 SOM MACD Modülü

5.6. İleri Beslemeli YSA Modülü

Bu modülün işlevi, Faz 2'den gelen optimum MACD ve RSI adetlerinin kombinasyonu kadar İleri Beslemeli YSA'lar oluşturmak ve bunların içinden optimum YSA'yı bulmaktır. Oluşturulan her YSA "Al-Sat" çıktısı veren bir AİS olarak adlandırılabilir. Fakat bu noktada amaç "Al-Sat" Kare dalgasına en yakın sonucu veren optimum YSA'yı yani en iyi performansa sahip AİS'i tespit etmektir.

İleri Beslemeli YSA'lar gözetimliği eğitilen derin öğrenme metotlarındandır. Lineer olmayan fonksiyonları öğrenme kabiliyetleri yüksek olan İleri Beslemeli YSA'lar, basit fonksiyonları birleştirerek kompleks fonksiyonları hesaplama yeteneğine sahiptirler. İleri Beslemeli olarak adlandırılmalarının sebebi bilginin akış yönünün girdi yönünden çıktı yönüne ilerlemesi ve geri besleme olmamasıdır. Girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere 3 katmandan oluşmaktadır.

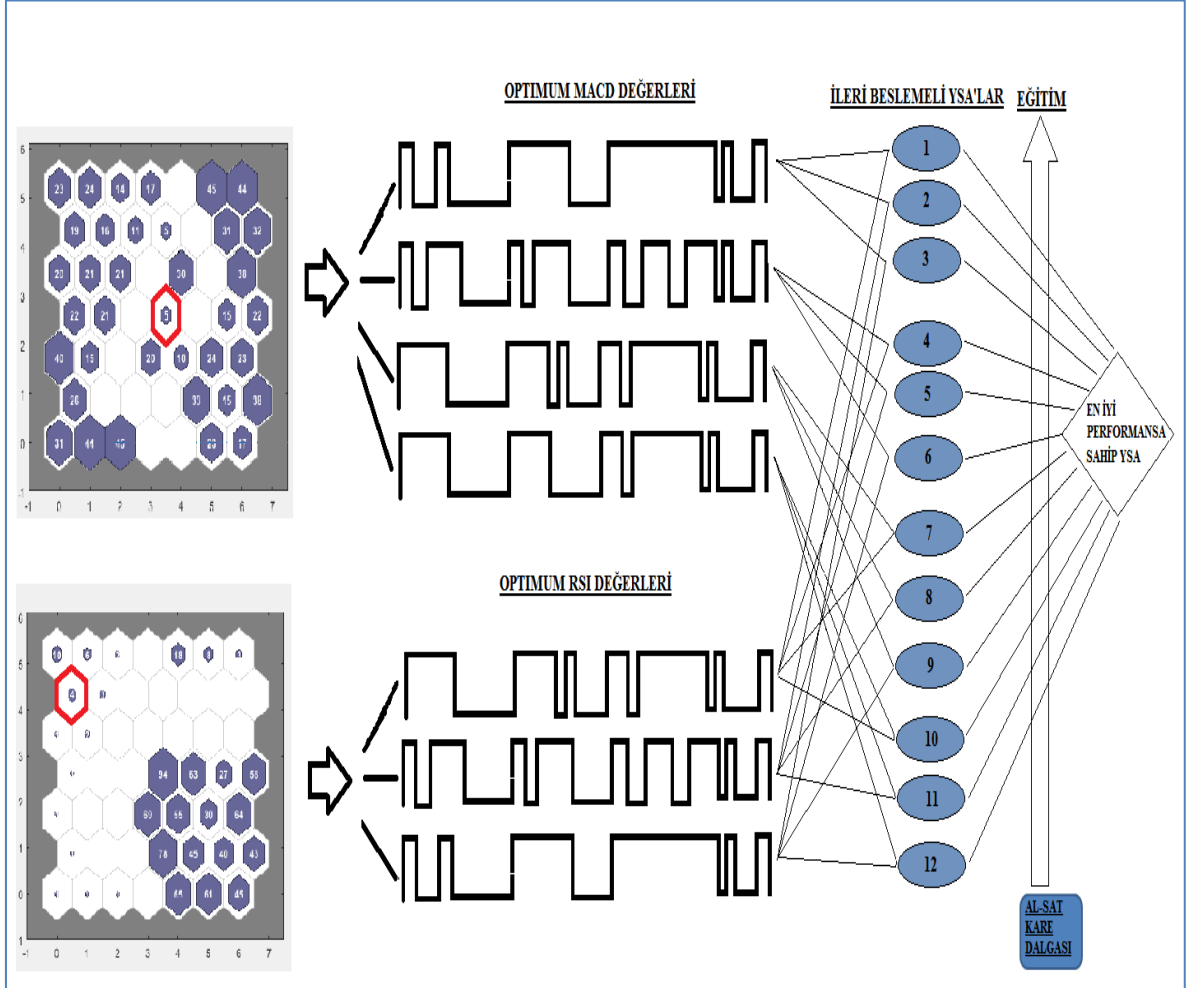
Şekil 5.8'deki örnekte görüldüğü gibi, Faz 2'den gelen 4 adet optimum MACD değerleri ile 3 adet optimum RSI değerlerinin ikili kombinasyonları kadar YSA oluşturulmuştur. Her YSA girdi olarak MACD-RSI ikilisini almakta ve "Al-Sat" Kare dalgası ile eğitime tabi tutulmaktadır. Bu fazda kullanılan YSA parametreleri Tablo 5.1'de sunulmuştur.

Tablo 5.1 İleri Beslemeli YSA Parametreleri

Fonksiyon	Parametre	Açıklama
Eğitim Fonksiyonu	Bayesian Regularization	Levenberg Marquardt yöntemini kullanarak YSA'nın ağırlıklarını ve bias değerlerini güncelleyerek karesel hatayı minimize etmeyi hedeflemektedir
Girdi Katmanı Sayısı	2	Optimum MACD ve RSI ikilisi.
Gizli Katman Sayısı	7	Gizli katmanda bulunan nöron sayısının artması YSA'nın genelleme yeteneğini artırırken, aşırı öğrenme (ezberleme) riskini de artırmaktadır. Deneysel testler sonucu gizli katmanda bulunan nöron sayısı belirlenmiştir.
Çıktı Katmanı Sayısı	1	Çıktı olarak 1 (AL) veya -1 (SAT) değerini vermektedir.
İşleme Fonksiyonu	Yok	Girdi değerlerinin 1 ile -1 arasına normalize edilmesi ve sabit değerlerin girdiden kaldırılması sağlanabilmektedir. Bu fazda işleme fonksiyonu kullanılmamıştır çünkü faz 3'e gelen değerler zaten işleme tabi tutulmuştur.
Eğitim, Validasyon ve Test Fonksiyonu	Rastgele Seçim %70, %15, %15	YSA'ya girdi olarak verilen bilginin %70'i eğitim, %15'i validasyon ve %15 test amaçlı kullanılmıştır. Eğitim, validasyon ve test için kullanılacak veriler, girdi verisi içerisinde rastgele seçilmektedir.

Performans Fonksiyonu	Karesel Ortalama Hata	YSA'nın performansı Karesel Ortalama Hata'ya göre ölçülmektedir.
-----------------------	-----------------------	--

Eğitim sonucunda en iyi performansa sahip YSA ile birlikte bu YSA'ya girdi olarak kullanılan optimum MACD ve RSI değerleri tespit edilmektedir. Faz 3'de optimum AİS'in de tespit edilmesiyle AİS Geliştirme Aşaması tamamlanmış olmaktadır.

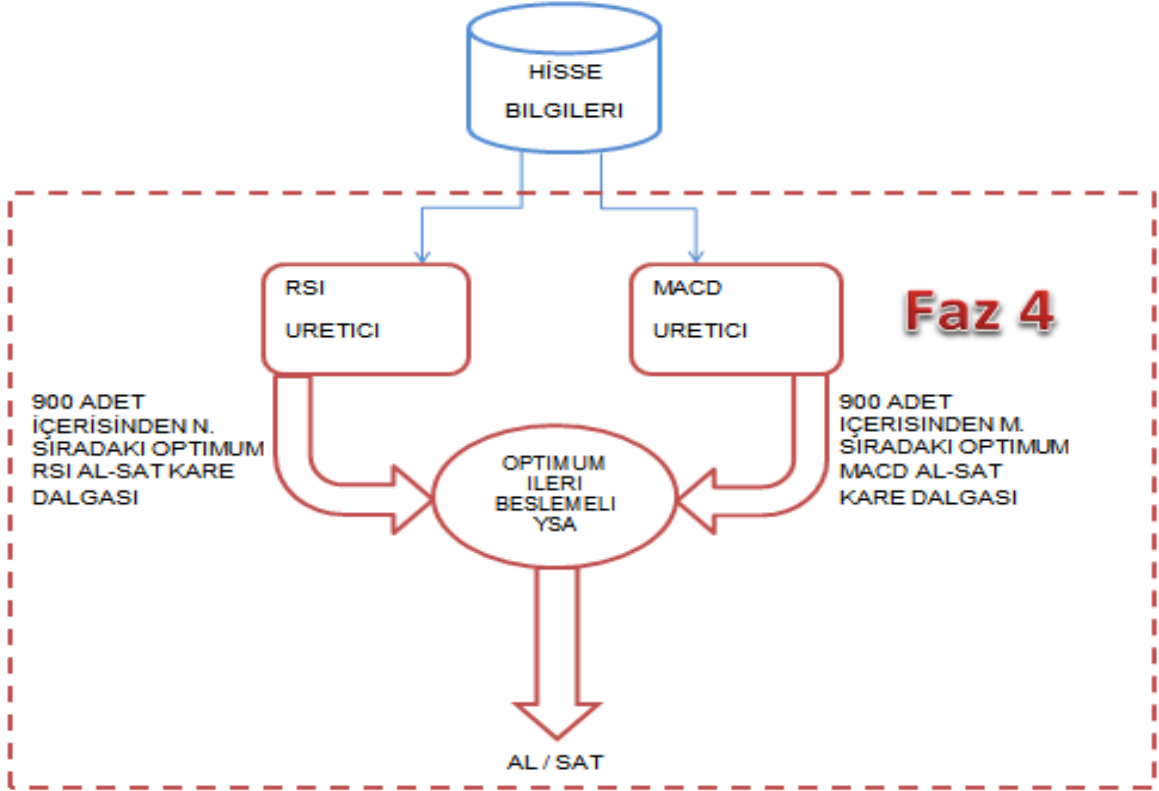


Şekil 5.8 AİS Geliştirme Modeli Faz 3 Aşaması

5.7. Geliştirilen AİS'in Kullanımı

Faz 3 aşamasının tamamlanmasıyla elde edilen AİS Şekil 5.9'da gösterilen biçimde kullanılmaktadır. Anlık/Saatlik/Günlük hisse bilgileri MACD ve RSI üretici modüllere girdi olarak verilmektedir. Faz 2'de tespit edilen optimum MACD ve RSI değerleri içerisinde seçilen en iyi performansa sahip MACD-RSI ikilisi ile Faz

3'de eğitime tabi tutulmuş en iyi performansa sahip optimum YSA beslenmektedir. Sonuç olarak optimum YSA "Al" veya "Sat" çıktısı vermektedir.



Şekil 5.9 Geliştirilen AİS'in Kullanımı

6. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Aşağıdaki tabloda 1. deneysel çalışmada kullanılan yüksek hacimli şirketlerin BIST'deki hisse adları ve kodları verilmiştir.

Hisse Adı	Hisse Kodu	Hisse Adı	Hisse Kodu
Ak Sigorta	AKGRT	Otokar Otomotiv	OTKAR
Alcatel Lucent Teletaş	ALCTL	Pegasus Hava Yolları	PGSUS
Banvit Yem Sanayii	BANVT	Petkim Petro Kimya	PETKM
Doğuş Otomotiv	DOAS	Sabancı Holding	SAHOL
Ereğli Demir Çelik	EREGL	Teknosa İç Dış Ticaret	TKNSA
Halk Bankası	HALKB	Tümosan Motor	TMSN
Kardemir Demir Çelik	KRDMD	Tüpraş	TUPRS
Karel Elektronik	KAREL	Vakıflar Bankası	VAKBN
Katmerciler Ekipman	KATMR	Vestel Elektronik Sanayi	VESTL
Koç Holding	KCHOL	Yapı ve Kredi Bankası	YKBNK

Tablo 6.1 İşlem Yapılan Yüksek Hacimli BIST Hisseleri

Bu çalışmada Tablo 6.1'de bulunan BIST hisseleri için 1. deneysel çalışma yapılmıştır. AİS geliştirmek için her hissenin 02.01.2018 ile 14.02.2019 tarih aralığındaki günlük kapanış fiyatları investing.com'dan indirilmiş ve her hisse için Şekil 5.1'de gösterilen AİS Geliştirme Modeli'nin aşamaları uygulanmıştır. Önceki bölümde de bahsedildiği üzere MATLAB 2017b yazılım aracı olarak kullanılmıştır.

Her hisse için Faz 2’de optimum MACD ve RSI değerleri bulunmuş ve Faz 3’e gönderilerek bu ikilinin kombinasyonu kadar YSA oluşturulmuştur. Oluşturulan YSA’lar eğitime tabi tutulmuş ve Faz 3 çıktı olarak en iyi eğitim performansına sahip optimum YSA’yı vermiştir. Faz 3’de oluşturulan YSA’ların eğitim performans değerleri her hisse için ayrı tablolarda aşağıda verilmiştir. Performans değerinin 0’a yaklaşması YSA’nın etkili öğrendiği anlamına gelmektedir. Tablo 6.2 AKGRT kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA’ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.2’de performans değeri en iyi olan YSA’nın 33-240 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA’nın eğitim performans değerinin 0.6030 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD’lar	OPTİMUM RSI’lar						
	240	268	269	270	298	299	300
7	0.6414	0.6534	0.6484	0.6522	0.6530	0.6545	0.6567
8	0.6124	0.6249	0.6209	0.6246	0.6238	0.6255	0.6266
9	0.6161	0.6261	0.6233	0.6257	0.6270	0.6274	0.6272
33	0.6030	0.6185	0.6137	0.6147	0.6147	0.6157	0.6174
34	0.6128	0.6208	0.6153	0.6155	0.6185	0.6180	0.6194

Tablo 6.2 AKGRT YSA Performans Matrisi

Tablo 6.3 ALCTL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA’ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.3’de performans değeri en iyi olan YSA’nın, 34-180 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA’nın eğitim performans değerinin 0.3648 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar					
	178	179	180	86	88	90
34	0.3718	0.3719	0.3648	0.3772	0.3747	0.3718
35	0.3955	0.3987	0.3828	0.3949	0.3850	0.3809
36	0.4288	0.4300	0.4188	0.4191	0.4057	0.3983
64	0.4252	0.4245	0.4120	0.4205	0.4058	0.3978

Tablo 6.3 ALCTL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.4 BANVT kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.4'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 65-672 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4275 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar	
	671	672
33	0.4596	0.4528
34	0.4601	0.4516
35	0.4719	0.4611
65	0.4385	0.4275

Tablo 6.4 BANVT YSA Performans Matrisi

Tablo 6.5 DOAS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.5'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 11-237 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.5960 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar				
	236	237	238	239	240
11	0.6009	0.5960	0.5988	0.6046	0.6123
12	0.6240	0.6188	0.6213	0.6276	0.6371
13	0.6387	0.6326	0.6340	0.6417	0.6533
14	0.6377	0.6315	0.6342	0.6420	0.6521
15	0.6216	0.6164	0.6172	0.6257	0.6354
16	0.6241	0.6190	0.6221	0.6276	0.6376

Tablo 6.5 DOAS YSA Performans Matrisi

Tablo 6.6 EREGLI kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.6'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 34-86 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4655 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar								
	81	82	83	84	85	86	87	88	89
34	0.4770	0.4786	0.4731	0.4670	0.4702	0.4655	0.4695	0.4671	0.4705
35	0.4694	0.4699	0.4695	0.4705	0.4716	0.4717	0.4726	0.4727	0.4718
36	0.5016	0.4976	0.4946	0.5015	0.5019	0.5045	0.5058	0.5025	0.4997
37	0.5035	0.4986	0.4949	0.5031	0.5026	0.5084	0.5097	0.5031	0.5040
64	0.4753	0.4750	0.4735	0.4769	0.4788	0.4783	0.4807	0.4776	0.4753
65	0.4913	0.4875	0.4864	0.4907	0.4936	0.4953	0.4970	0.4943	0.4898

Tablo 6.6 EREGLI YSA Performans Matrisi

Tablo 6.7 HALKB kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.7'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 19-205 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4241 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar				
	202	203	204	205	232
17	0.4896	0.4654	0.4694	0.4588	0.4949
18	0.4920	0.4675	0.4707	0.4604	0.4949
19	0.4585	0.4314	0.4382	0.4241	0.4627
66	0.5772	0.5688	0.5666	0.5586	0.5736
95	0.5845	0.5730	0.5715	0.5638	0.5798

Tablo 6.7 HALKB YSA Performans Matrisi

Tablo 6.8 KRDMMD kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.8'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 17-148 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4065 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar			
	147	148	149	150
17	0.4347	0.4065	0.4173	0.4195
18	0.4448	0.4172	0.4300	0.4294
19	0.4453	0.4167	0.4277	0.4290
20	0.4457	0.4175	0.4286	0.4304
21	0.4557	0.4279	0.4393	0.4398

Tablo 6.8 KRDMMD YSA Performans Matrisi

Tablo 6.9 KAREL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.9'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 35-846 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4700 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar							
	756	758	788	816	818	846	848	878
33	0.5230	0.5119	0.5194	0.5295	0.5211	0.5277	0.5321	0.5249
34	0.5003	0.4966	0.5033	0.5015	0.5040	0.4953	0.5104	0.5110
35	0.5018	0.4962	0.5034	0.4952	0.5034	0.4700	0.5106	0.5098

Tablo 6.9 KAREL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.10 KATMR kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.10'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 89-509 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3930 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar				
	358	359	507	508	509
89	0.4127	0.4106	0.4090	0.4073	0.3930
90	0.4150	0.4102	0.4079	0.4078	0.3949
117	0.4525	0.4481	0.4447	0.4454	0.4321
118	0.4488	0.4465	0.4421	0.4426	0.4236
145	0.4628	0.4577	0.4536	0.4542	0.4342
146	0.4646	0.4592	0.4554	0.4545	0.4351
172	0.4690	0.4641	0.4615	0.4637	0.4429

Tablo 6.10 KATMR YSA Performans Matrisi

Tablo 6.11 KCHOL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.11'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 57-698 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.5072 olduğu da görülmektedir.

OPTIMUM MACD'lar	OPTIMUM RSI'lar					
	578	608	638	698	728	788
57	0.5097	0.5077	0.5097	0.5072	0.5087	0.5081
58	0.5121	0.5079	0.5105	0.5090	0.5099	0.5107
86	0.5597	0.5558	0.5580	0.5564	0.5644	0.5634
87	0.5443	0.5402	0.5435	0.5405	0.5429	0.5418
88	0.5441	0.5400	0.5418	0.5395	0.5417	0.5415
89	0.5359	0.5328	0.5368	0.5325	0.5344	0.5340
90	0.5312	0.5282	0.5288	0.5276	0.5306	0.5329
119	0.5399	0.5381	0.5387	0.5380	0.5396	0.5394

Tablo 6.11 KCHOL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.12 OTKAR kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.12'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 37-298 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3990 olduğu da görülmektedir.

Optimum MACD'lar	Optimum RSI'lar		
	298	328	358
36	0.4518	0.4514	0.4493
37	0.3990	0.4238	0.4229
51	0.4786	0.4750	0.4733
53	0.5048	0.5036	0.5002

Tablo 6.12 OTKAR YSA Performans Matrisi

Tablo 6.13 PGSUS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.13'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 65-204 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.2830 olduğu da görülmektedir.

OPTIMUM MACD'lar	OPTIMUM RSI'lar		
	204	205	206
64	0.3062	0.3435	0.3204
65	0.2830	0.3326	0.3116
66	0.3082	0.3430	0.3204
67	0.2896	0.3275	0.3042

Tablo 6.13 PGSUS YSA Performans Matrisi

Tablo 6.14 PETKM kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.14'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 36-774 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4200 olduğu da görülmektedir.

OPTIMUM MACD'lar	OPTIMUM RSI'lar			
	772	773	774	803
36	0.4308	0.4285	0.4200	0.4281
64	0.4409	0.4343	0.4331	0.4349

Tablo 6.14 PETKM YSA Performans Matrisi

Tablo 6.15 SAHOL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.15'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 85-898 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4583 olduğu da görülmektedir.

OPTIMUM MACD'lar	OPTIMUM RSI'lar						
	658	688	718	719	748	749	898
84	0.4945	0.4939	0.4932	0.4933	0.4971	0.4936	0.4859
85	0.4897	0.4893	0.4916	0.4891	0.4898	0.4884	0.4583
110	0.5057	0.5055	0.5088	0.5051	0.5051	0.5060	0.4979
111	0.5195	0.5194	0.5194	0.5204	0.5204	0.5188	0.5105
112	0.5046	0.5074	0.5047	0.5038	0.5038	0.5040	0.4947
140	0.4935	0.4929	0.4949	0.4930	0.4930	0.4974	0.4931

Tablo 6.15 SAHOL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.16 TKNSA kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.16'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 43-803 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4680 olduğu da görülmektedir.

OPTIMUM MACD'lar	OPTIMUM RSI'lar			
	803	833	863	893
41	0.5068	0.5092	0.5067	0.5074
42	0.5001	0.5027	0.5006	0.5006
43	0.4680	0.4925	0.4923	0.4895
44	0.5006	0.5033	0.5037	0.4992
45	0.5045	0.5045	0.5027	0.5023
46	0.5266	0.5280	0.5262	0.5256
71	0.5097	0.5105	0.5065	0.5054
72	0.5115	0.5122	0.5119	0.5128

Tablo 6.16 TKNSA YSA Performans Matrisi

Tablo 6.17 TMSN kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.17'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 13-355 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3080 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar						
	327	328	355	356	357	385	386
12	0.3384	0.3391	0.3266	0.3280	0.3392	0.3292	0.3392
13	0.3272	0.3290	0.3080	0.3207	0.3297	0.3184	0.3304
14	0.3347	0.3375	0.3235	0.3259	0.3383	0.3263	0.3380
15	0.3423	0.3475	0.3295	0.3324	0.3442	0.3315	0.3444
16	0.3527	0.3538	0.3396	0.3427	0.3538	0.3424	0.3548
17	0.3423	0.3445	0.3308	0.3329	0.3450	0.3325	0.3445
18	0.3619	0.3649	0.3487	0.3502	0.3645	0.3501	0.3643
19	0.3684	0.3714	0.3539	0.3578	0.3737	0.3601	0.3711

Tablo 6.17 TMSN YSA Performans Matrisi

Tablo 6.18 TUPRS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.18'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 29-838 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.2090 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar						
	777	778	807	808	836	837	838
27	0.2512	0.2519	0.2516	0.2548	0.2503	0.2510	0.2504
28	0.2351	0.2390	0.2356	0.2371	0.2346	0.2364	0.2346
29	0.2249	0.2242	0.2239	0.2244	0.2232	0.2234	0.2090

Tablo 6.18 TUPRS YSA Performans Matrisi

Tablo 6.19 VAKBN kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.19'da performans değeri en iyi olan YSA'nın, 24-210 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.2030 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar					
	179	180	207	208	209	210
21	0.2729	0.2734	0.2746	0.2747	0.2751	0.2720
22	0.2428	0.2433	0.2434	0.2450	0.2437	0.2434
23	0.2280	0.2284	0.2290	0.2298	0.2297	0.2281
24	0.2145	0.2133	0.2145	0.2149	0.2139	0.2030
25	0.2127	0.2132	0.2140	0.2151	0.2136	0.2126
26	0.2235	0.2247	0.2242	0.2257	0.2254	0.2247
27	0.2236	0.2249	0.2249	0.2253	0.2252	0.2235
28	0.2233	0.2245	0.2259	0.2250	0.2252	0.2236
29	0.2237	0.2246	0.2281	0.2252	0.2251	0.2238
30	0.2234	0.2244	0.2243	0.2254	0.2268	0.2238

Tablo 6.19 VAKBN YSA Performans Matrisi

Tablo 6.20 VESTL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.20'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 36-726 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4373 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar					
	456	486	546	606	636	726
34	0.4820	0.5999	0.4889	0.4746	0.4745	0.4756
35	0.4569	0.5741	0.4645	0.4505	0.4512	0.4529
36	0.4417	0.5632	0.4508	0.4415	0.4392	0.4373
37	0.4467	0.5910	0.4574	0.4428	0.4428	0.4425
38	0.4543	0.6142	0.4622	0.4487	0.4513	0.4475

Tablo 6.20 VESTL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.21 YKBNK kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.21'de performans değeri en iyi olan YSA'nın, 297-868

numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3670 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar				
	839	840	867	868	869
268	0.3981	0.3971	0.3942	0.3937	0.3953
296	0.3968	0.3970	0.3946	0.3937	0.3953
297	0.3861	0.3859	0.3845	0.3670	0.3866
324	0.4086	0.4078	0.4049	0.4067	0.4058

Tablo 6.21 YKBNK YSA Performans Matrisi

Aşağıdaki tabloda 2. deneysel çalışmada kullanılan rastgele seçilmiş şirketlerin BIST'deki hisse adları ve kodları verilmiştir.

Hisse Adı	Hisse Kodu	Hisse Adı	Hisse Kodu
Aygaz AŞ	AYGAZ	Kristal Kola ve Meşrubat Sanayi Ticaret AŞ	KRSTL
Goodyear Lastikleri TAS	GOODY	Netaş Telekomunikasyon AŞ	NETAS
ICBC Turkey Bank AŞ	ICBCT	Orge Elektrik Enerji Taahhut AŞ	ORGE
Karsan Otomotiv Sanayi ve Ticaret AŞ	KARSN	TGS Dış Ticaret AŞ	TGSAS
Koza Altın İşletmeleri AŞ	KOZAL	Yataş Yatak ve Yorgan Sanayi Ticaret AŞ	YATAS

Tablo 6.22 İşlem Yapılan Rastgele Seçilmiş BIST Hisseleri

Bu çalışmada Tablo 6.22'de bulunan BIST hisseleri için 2. deneysel çalışma yapılmıştır. AİS geliştirmek için her hissenin 02.01.2018 ile 14.02.2019 tarih aralığındaki günlük kapanış fiyatları investing.com'dan indirilmiş ve her hisse için Şekil 5.1'de gösterilen AİS Geliştirme Modeli'nin aşamaları uygulanmıştır. 1. Deneysel çalışmada olduğu gibi 2. Deneysel çalışmada da MATLAB 2017b yazılım aracı olarak kullanılmıştır.

Tablo 6.23 AYGAZ kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.23'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 35-638 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4248 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar				
	458	518	548	578	638
35	0.4426	0.4372	0.4272	0.4298	0.4248
65	0.4808	0.4715	0.4619	0.4619	0.4561
66	0.4744	0.4712	0.4607	0.4609	0.4548

Tablo 6.23 AYGAZ YSA Performans Matrisi

Tablo 6.24 GOODY kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.24'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 40-821 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4285 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar							
	671	701	730	731	760	761	820	821
15	0.5005	0.5014	0.5028	0.5018	0.5009	0.5009	0.4998	0.5004
16	0.4711	0.4729	0.4721	0.4716	0.4756	0.4717	0.4707	0.4711
17	0.4956	0.4950	0.4932	0.4923	0.4945	0.4918	0.4911	0.4949
18	0.5113	0.5116	0.5090	0.5099	0.5095	0.5161	0.5131	0.5098
40	0.4306	0.4303	0.4303	0.4303	0.4305	0.4305	0.4309	0.4285
41	0.4431	0.4428	0.4432	0.4447	0.4436	0.4449	0.4435	0.4411
42	0.4641	0.4655	0.4647	0.4659	0.4652	0.4645	0.4670	0.4664

Tablo 6.24 GOODY YSA Performans Matrisi

Tablo 6.25 ICBCT kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.25'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 64-86 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3033 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar					
	84	85	86	87	88	89
7	0.3728	0.3701	0.3641	0.3675	0.3644	0.3648
33	0.3631	0.3620	0.3540	0.3586	0.3552	0.3537
34	0.3333	0.3318	0.3247	0.3269	0.3271	0.3253
35	0.3275	0.3227	0.3096	0.3129	0.3091	0.3095
64	0.3187	0.3139	0.3033	0.3060	0.3036	0.3035

Tablo 6.25 ICBCT YSA Performans Matrisi

Tablo 6.26 KARSN kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.26'da performans değeri en iyi olan YSA'nın 96-358 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.6205 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar					
	357	358	386	387	415	416
68	0.6399	0.6342	0.6331	0.6418	0.6369	0.6394
69	0.6503	0.6518	0.6544	0.6594	0.6470	0.6554
70	0.6477	0.6478	0.6488	0.6550	0.6466	0.6560
71	0.6588	0.6594	0.6602	0.6668	0.6586	0.6673
72	0.6536	0.6541	0.6535	0.6607	0.6525	0.6602
96	0.6258	0.6205	0.6256	0.6280	0.6258	0.6290
97	0.6329	0.6333	0.6382	0.6414	0.6370	0.6435
98	0.6401	0.6400	0.6400	0.6481	0.6385	0.6463

Tablo 6.26 KARSN YSA Performans Matrisi

Tablo 6.27 KOZAL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.27'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 68-114 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3321 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar			
	111	112	113	114
37	0.4074	0.4165	0.4048	0.4038
38	0.3924	0.3997	0.3840	0.3802
39	0.3739	0.3870	0.3697	0.3655
67	0.3611	0.3773	0.3568	0.3527
68	0.3440	0.3558	0.3372	0.3321
69	0.3574	0.3838	0.3518	0.3475

Tablo 6.27 KOZAL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.28 KRSTL kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.28'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 36-449 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.5244 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar			
	388	420	449	450
34	0.5530	0.5538	0.5565	0.5596
35	0.5348	0.5333	0.5346	0.5393
36	0.5297	0.5272	0.5244	0.5260
37	0.5321	0.5292	0.5285	0.5308
64	0.5467	0.5423	0.5437	0.5476
65	0.5438	0.5456	0.5455	0.5479

Tablo 6.28 KRSTL YSA Performans Matrisi

Tablo 6.29 NETAS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.29'da performans değeri en iyi olan YSA'nın 64-85 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.2834 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar						
	81	82	83	84	85	86	87
7	0.3273	0.3217	0.3216	0.3187	0.3190	0.3197	0.3155
8	0.3188	0.3126	0.3134	0.3095	0.3112	0.3115	0.3053
33	0.3655	0.3639	0.3659	0.3616	0.3625	0.3621	0.3633
34	0.3231	0.3221	0.3213	0.3188	0.3204	0.3192	0.3158
35	0.2940	0.2886	0.2914	0.2885	0.2883	0.2882	0.2854
36	0.3016	0.2948	0.2990	0.2938	0.2962	0.2959	0.2923
64	0.2917	0.2857	0.2864	0.2837	0.2834	0.2842	0.2851

Tablo 6.29 NETAS YSA Performans Matrisi

Tablo 6.30 TGSAS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.30'da performans değeri en iyi olan YSA'nın 65-447 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.7778 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar							
	418	419	420	447	448	449	477	478
64	0.8230	0.8286	0.8307	0.8242	0.8293	0.8310	0.8243	0.8318
65	0.7783	0.7826	0.7874	0.7778	0.7873	0.7920	0.7791	0.7910

Tablo 6.30 TGSAS YSA Performans Matrisi

Tablo 6.31 ORGE kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.31'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 180-857 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.4676 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar			
	857	858	887	888
179	0.4715	0.4867	0.4723	0.4877
180	0.4676	0.4815	0.4680	0.4809
209	0.4698	0.4828	0.4710	0.4821
210	0.4691	0.4847	0.4696	0.4867
238	0.4685	0.4836	0.4703	0.4842
239	0.4708	0.4842	0.4681	0.4826
240	0.4704	0.4834	0.4687	0.4842

Tablo 6.31 ORGE YSA Performans Matrisi

Tablo 6.32 YATAS kodlu hissenin optimum MACD ve RSI numaraları ile birlikte bunların kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların eğitim performanslarını vermektedir. Tablo 6.32'de performans değeri en iyi olan YSA'nın 33-176 numaralı MACD-RSI ikilisini girdi olarak kullanan YSA olduğu görülmektedir. Bu YSA'nın eğitim performans değerinin 0.3653 olduğu da görülmektedir.

OPTİMUM MACD'lar	OPTİMUM RSI'lar			
	175	176	177	178
33	0.3759	0.3653	0.3723	0.3818
34	0.3864	0.3778	0.3844	0.3928
35	0.3856	0.3785	0.3887	0.3920
36	0.3926	0.3804	0.3905	0.3994
64	0.3940	0.3828	0.3923	0.4019

Tablo 6.32 YATAS YSA Performans Matrisi

AİS geliştirme aşamasında altının çizilmesi gereken noktalardan ilki; teknik analiz indikatörlerinin optimizasyonu ve YSA'ların eğitilmesi için 1.5 yıllık verilerin kullanılmış olmasıdır. İlgili literatür incelendiğinde YSA eğitimi için genelde 5 yıllık veya daha uzun periyota sahip veri kümesinin kullanıldığı görülmektedir. Altının çizilmesi gereken noktalardan ikincisi; MACD ve RSI optimizasyonu için gereken sürenin her hisse için standart donanıma sahip bir bilgisayarda (1.9 Ghz Sanal Çift Çekirdek, 4 GB Ram) bile maksimum 2 dakika zaman almış olmasıdır. Evrimsel algoritmalar gibi stokastik metotlar ile karşılaştırıldığında bu çalışmada geliştirilen optimizasyon tekniğinin zaman maliyetinin gayet düşük olduğu görülmektedir. Altının çizilmesi gereken noktalardan üçüncüsü ise; optimum MACD ve RSI adetlerinin kombinasyonu kadar oluşturulan YSA'ların her biri için eğitim maliyetinin standart donanıma sahip bir bilgisayarda (1.9 Ghz Sanal Çift Çekirdek, 4 GB Ram) bile maksimum 1 dakika zaman almış olmasıdır.

Şekil 5.1'de gösterilen ilk 3 fazın tamamlanmasının ardından geliştirilen model 15.02.2019 - 04.04.2019 tarihleri için Tablo 6.1 ve Tablo 6.22'de bulunan hisseler üzerinde test edilmiştir. Fakat geliştirilen model evrensel olarak istenilen tarih aralığında kullanılabilen ve küresel borsa piyasalarına uygulanabilmektedir. 1. Deneysel çalışmada kullanılan hisseler için elde edilen getiri ve işlem adetleri Tablo 6.33'de, 2. Deneysel çalışmada kullanılan hisseler için elde edilen getiri ve işlem adetleri Tablo 6.34'de gösterilmiştir. Her stratejinin ortalama getirisi ve işlem adedi Tablo 6.33'ün ve Tablo 6.34'ün son satırında verilmiştir.

Hisseler	Geliştirilen AİS		Al&Tut		RSI 14		MACD(12,26,9)	
	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem
AKGRT	%25	4	%27	1	%0	0	%25	1
ALCTL	%8	4	%4	1	%0	0	%4.5	2
BANVT	%11.5	3	%-3.5	1	%-3.5	1	%0.5	2
DOAS	%11.5	2	%-1	1	%5.5	1	%5	1
EREGL	%18	5	%10	1	%10	1	%1	2
HALKB	%-5	2	%-14	1	%-3	1	%-6.5	2
KRDMD	%17.5	4	%8	1	%8	1	%-11	2
KAREL	%37	2	%23	1	%0	0	%23.5	2
KATMR	%-2	4	%-14	1	%-14	1	%-10	3
KCHOL	%2	1	%-2	1	%7.5	1	%1	1
OTKAR	%5.8	3	%-4	1	%2	1	%4	1
PGSUS	%10.5	3	%3	1	%0	0	%-3.5	2
PETKM	%-1.5	3	%-14.6	1	%-3.5	1	%2.5	1
SAHOL	%-1	1	%-11	1	%8	1	%0	0
TKNSA	%-2.5	2	%-12	1	%-12	1	%-5.5	2
TMSN	%8	2	%-3	1	%4	1	%-3	2
TUPRS	%-2	1	%-7	1	%0	0	%-2.5	1
VAKBN	%10	1	%-6	1	%0	0	%0	2
VESTL	%82	4	%110	1	%0	0	%78.5	1
YKBNK	%9.5	4	%11	1	%0	0	%-5.5	1
Ortalam.	%12	2.75	%5	1	%0	0.6	%5	1.5

Tablo 6.33 1. Deneysel Çalışmanın Sonuçları

Hisseler	Geliştirilen AİS		Al&Tut		RSI 14		MACD(12,26,9)	
	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem	Getiri	İşlem
AYGAZ	%3	4	%-11	1	%-11	1	%-3	1
YATAS	%9.5	5	%0	1	%0	0	%7.5	1
GOODY	%0	2	%-9	1	%0	1	%-5	2
İCBCT	%0	4	%-10	1	%-10	1	%-12,7	1
KARSN	%5	3	%-15.5	1	%0	0	%-5	2
KOZAL	%-8	3	%-18	1	%-2.5	1	%-5.5	2
KRSTL	%-13	2	%-18	1	%-18	1	%-4	1
NETAS	%21	3	%14	1	%0	0	%-4	2
ORGE	%7	2	%-13	1	%2.5	1	%3.5	1
TGSAS	%4	5	%2	1	%0	0	%-7.5	3
Ortalam.	%2.85	3.3	%-5.1	1	%-3.9	0.6	%-3.5	1.6

Tablo 6.34 2. Deneysel Çalışmanın Sonuçları

Önerilen model vasıtasıyla her hisse için geliştirilen AİS'lerin "Al" sinyali vermesiyle hisseler alınmış ve "Sat" sinyali verene kadar tutulmuştur. Aynı mantıkla, her hisse "Sat" sinyalinin alınmasıyla satılmış ve AİS "Al" sinyali verene kadar nakitte beklenilmiştir. İlgili literatür incelendiğinde, "Al-Sat" veya "Al-Sat-Tut" önerisi veren sistemlerin performansı Al&Tut(B&H) stratejisi ile karşılaştırılmıştır(Hu, Liu, Zhang, Su, Ngai & Liu, 2015). Bu çalışmada geliştirilen sistemin sonuçları Al&Tut, RSI 14 ve MACD (12,26,9) stratejileri ile karşılaştırılmıştır. Tablo 6.33 ve Tablo 6.34 15.02.2019 - 04.04.2019 tarih aralığında gerçekleştirilen işlem(Al-Sat) adedi, bu çalışmada geliştirilen modelin getirisi, Al&Tut stratejisinin getirisi, RSI 14 stratejisinin getirisi, MACD (12,26,9) stratejisinin getirisi hakkında bilgi vermektedir. İşlem(Al-Sat) maliyetinin değişken olması sebebiyle tabloya sadece gerçekleştirilen işlem(Al-Sat) adedi yazılmıştır. Tablo 6.1'de yer alan hisseler için ortalama değerlere bakıldığında; bu çalışmada geliştirilen sistemin ortalama

getirisi %12 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 2.75'dir. AI&Tut stratejisinin ortalama getirisi %5 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 1'dir. RSI 14 stratejisinin ortalama getirisi %0 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 0.6'dır. MACD(12,26,9) stratejisinin ortalama getirisi %5 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 1.6'dır. Tablo 6.22'de yer alan hisseler için ortalama değerlere bakıldığında; bu çalışmada geliştirilen sistemin ortalama getirisi %2.85 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 3.3'dür. AI&Tut stratejisinin ortalama getirisi %-5.1 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 1'dir. RSI 14 stratejisinin ortalama getirisi %-3.9 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 0.6'dır. MACD(12,26,9) stratejisinin ortalama getirisi %-3.5 ve ortalama işlem(AI-Sat) adedi 1.6'dır. Ortalama sonuçlar incelendiğinde bu çalışmada geliştirilen modelin performansının açık ara önde olduğu görülmektedir. Geliştirilen modelin performansı Tablo 6.1'de bulunan hisseler için değerlendirildiğinde; bu çalışmada geliştirilen modelin getirisi 20 hissenin 17'sinde AI&Tut stratejisinden, 20 hissenin 16'sında RSI 14 stratejisinden, 20 hissenin 17'sinde MACD(12,26,9) stratejisinden daha fazla olmuştur. Geliştirilen modelin performansı Tablo 6.22'de bulunan hisseler için değerlendirildiğinde; bu çalışmada geliştirilen modelin getirisi 10 hissenin tümünde AI&Tut stratejisinden, 10 hissenin 9'unda RSI 14 stratejisinden, 10 hissenin 8'inde MACD(12,26,9) stratejisinden daha fazla olmuştur. Aşağıda bulunan yalancı kod AIS geliştirmek için bu tez çalışmasında önerilen modeli özetlemektedir.

Geliştirilen Sistemin Yalancı Kodu:

Her hisse için;

1. 02.01.2018-14.02.2019 tarih aralığı için hisse kapanış fiyatlarını indir
2. 26.03.2018-14.02.2019 tarih aralığı için hisse AI-Sat Kare Dalgasını üret.
3. 1 nolu adımda indirilen veriler için 900 adet MACD ve 900 adet RSI AI-Sat Kare Dalgası üret.
4. 900 adet MACD AI-Sat Kare dalgasına AI-Sat kare dalgasını dahil ederek 901 adet AI-Sat Kare dalgasını SOM MACD modülüne gönder.
5. 900 adet RSI AI-Sat Kare dalgasına AI-Sat kare dalgasını dahil ederek 901 adet AI-Sat Kare dalgasını SOM RSI modülüne gönder.
6. ve 5. Adımdan gelen optimum MACD ve RSI adetleri kombinasyonu kadar İleri Beslemeli YSA oluştur, her YSA'yı AI-Sat kare dalgası ile gözetimli eğitime tabi tut.

7. Adımda oluşturulan YSA'lar içerisinde en iyi performansa sahip YSA'yı ve bu YSA'ya girdi olan MACD-RSI ikilisini belirle.
8. Adımda tespit edilen en iyi performansa sahip YSA'yı test etmek için 15.02.2019-04.04.2019 tarih aralığı için hisse kapanış fiyatlarını indir.
9. Adımda indirilen veriler için en iyi performansa sahip MACD-RSI-YSA üçlüsünü kullanarak AI-Sat Kare dalgası üret.
10. Adımda üretilen AI-Sat Kare dalgası ile 15.02.2019-04.04.2019 tarih aralığı için işlem yap.
11. Adımda yapılan işlemlerden elde edilen getiriyi hesapla.

7. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada geliştirilen modelin sonuçları incelendiğinde ve ilgili çalışmalar ile karşılaştırıldığında onlara kıyasla birçok avantajı bulunmaktadır. Fakat modelin kendi başarı oranını etkileyen bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Bu çalışmada geliştirilen modelin avantajlarından birisi; AI&Tut, RSI 14 ve MACD(12,26,9) stratejilerinden çok daha başarılı olmasıdır. Bir diğer avantajı ise, ilgili çalışmaların eğitim için büyük veri setlerine ihtiyaç duymaları ve bu çalışmada geliştirilen modelin küçük veri setleri ile başarılı bir şekilde çalışabilmesidir. Bu sayede teknik analiz indikatörlerin zaman, işlemci, hafıza gibi optimizasyon maliyetlerinin, evrimsel algoritma gibi stokastik metotlardan daha düşük olması sağlanmıştır. İlgili çalışmalarda fiyatların %5-%10 gibi ani düşüşüne karşı statik zarar kes durumları kullanılmıştır. Fakat statik kullanılan bu değerler belirtilen hisse için fazla gelebilmekte veya zarar kes için yeterli olmayabilmektedir. Bunun yerine bu çalışmada geliştirilen modelin, kendi doğasından kaynaklı ve her hisseye özgü dinamik zarar kes mekanizması bulunmaktadır. Geliştirilen sistemin bir dezavantajı ise yükselen veya düşen trendin olmadığı ve bazı yatay seyreden piyasalarda "AI-Sat" önerileri vermesidir. Bu durumlarda verilen öneriler, yatırımcının zarar etmesine sebep olmamaktadır fakat gereksiz işlem(AI-Sat) yaptırarak, her işlem için komisyon ödenmesine sebep olmaktadır.

8. YORUM

Bu çalışmada özdüzenleyici haritalar ile ileri beslemeli YSA'lar bir araya getirilerek AIS geliştirmek için yeni bir model sunulmuştur. Geliştirilen model, teknik analiz indikatörlerinin optimizasyonu için özdüzenleyici haritaları kullanmış ve optimize değerler ile ileri beslemeli YSA'ları besleyerek "AI-Sat" önerilerini iyileştirmiştir. Sonuç olarak belirtilen hisseler için başarılı şekilde "AI-Sat" sinyalleri üretilmiştir. Bu çalışmanın katkıları maddeler halinde aşağıda belirtilmiştir.

- Geliştirilen model, teknik analiz indikatörlerinin optimizasyonu için özdüzenleyici haritalar kullanmaktadır. İlgili literatür incelendiğinde optimizasyon için benzer bir model ile karşılaşılmamıştır.
- Benzer çalışmalar eğitim için büyük veri setleri kullanırken, bu çalışmada geliştirilen sistemin eğitimi için küçük veri setleri yeterli olmaktadır.
- Geliştirilen model teknik analiz indikatörlerinin optimizasyonunu stokastik metotlardan daha hızlı bir şekilde yerine getirmektedir.
- Geliştirilen model AI&Tut, RSI 14 ve MACD(12.26.9) stratejilerinden 1. deneysel çalışmada 2.4 kat daha fazla getiri elde etmiştir.
- AI&Tut, RSI 14 ve MACD(12.26.9) stratejileri 2. deneysel çalışmada %3.5 ve üzeri zarar ettirirken, geliştirilen model %2.85 kar elde ettirmiştir. Bu oranlar geliştirilen modelin çok başarılı olduğunu göstermektedir.

9. KAYNAKLAR

Aharkava, L., Artificial Neural Networks and Self-Organization for Knowledge Extraction, Masters Thesis. Charles University, Faculty of Mathematics and Physics, Prague, **2010**.

Anonim-1, Algoritmik İşlemler Nedir?, <https://www.qnbfi.com/forex/algoritmik-islemler> (Erişim tarihi: **17 Şubat 2019**).

Anonim-2, Bulanık Mantık, http://tektasi.net/wp-content/uploads/2014/01/fuzzy_proje.pdf,mart (Erişim tarihi: **11 Nisan 2019**).

Anonim-3, Bulanık Üyelik Fonksiyon Diyagramı, <http://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/applying-fuzzy-logic-to-overlay-rasters.htm>, (Erişim Tarihi: **11 Nisan 2019**).

Anonim-4, Üyelik Fonksiyonları, <http://researchhubs.com/post/engineering/fuzzy-system/fuzzy-membership-function.html>, (Erişim Tarihi: **11 Nisan 2019**).

Anonim-5, Öz düzenleyici Haritalar, <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/3/3a/Self-organizing-map.svg>, (Erişim Tarihi: **14 Nisan 2019**).

Anonim-6, Teknik Analiz İndikatör Eğitim Notu, <https://medium.com/@halkyatirim/teknik-analiz-indikatör-eğitim-notu-fb4e31448477>, (Erişim Tarihi: **1 Mayıs 2019**).

Anonim-7, Commodity Channel Index, https://en.zwikipedia.org/wiki/Commodity_channel_index, (Erişim Tarihi: **2 Mayıs 2019**).

Becerra-Fernandez, I., Knowledge-Based Systems, 13 (**2000**) 315.

Chowdhury, M. and Sadek, A. W., in Artificial Intelligence Applications to Critical Transportation Issues, Corroero J. (Eds.), Washington, **2012**.

Zuylen, H. V., in Artificial Intelligence Applications to Critical Transportation Issues, Corroero J. (Eds.), Washington, **2012**.

- Cabanes, G., Bennani, Y., Learning the Number of Clusters in Self Organizing Maps. Self Organizing Maps. Matsopoulos, G. (Ed.). InTech Open Access Publisher, India, **2010**.
- Çalış, A., Kayapınar S. ve Çetinyokuş, T., Journal Of Industrial Engineering, 25 **(2014)** 2.
- Çalışkan, M. M. T. and Deniz, D., Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi, 10 **(2015)** 177.
- Dase, R. K. and Pawar, D. D., International Journal of Machine Intelligence, 2 **(2010)** 14.
- Evans, C., Pappas, K. and Xhafa, F., Mathematical and Computer Modelling, 58 **(2013)** 1249.
- Folguera, L., Zupan, J., Cicerone, D. and Magallanes, J. F., Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 143 **(2015)** 146.
- Hi'ovská, K. and Koncz, P., Economic Studies & Analyses/Acta VSFS, 6 **(2012)** 62.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., Neural networks, 2 **(1989)** 359.
- Hou, Y. Artificial intelligence techniques for modeling dynamic traffic behavior at bottlenecks, Doctoral dissertation, University of Missouri, Columbia, **2014**.
- Igboamalu, F. N., Decision Tree Classifiers for Incident Call Data Sets, Doctoral Dissertation, University of Cape Town, South Africa, **2017**.
- Ijegwa, A. D., Rebecca, V. O., Olusegun, F., & Isaac, O. O., Computer And Information Science, 7 **(2004)** 1.
- Kaastra, I. and Boyd, M., Neurocomputing, 10 **(1996)** 215.
- Kara, Y., Boyacioglu, M. A. and Baykan, Ö. K., Expert systems with Applications, 38 **(2011)** 5311.
- Karaboğa, D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, **2011**.
- Khan, A., Baharudin, B., Lee, L. H. and Khan, K., Journal of Advances in Information Technology, 1 **(2010)** 4.

- Kossakowski, P. and Bilski, P., International Journal of Computing, 16 **(2017)** 10.
- Kutlu, B. and Badur, B., Yönetim, 20 **(2009)** 25.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W., The bulletin of mathematical biophysics, 5 **(1943)** 115.
- Metaxiotis, K., Ergazakis, K., Samouilidis, E. and Psarras, J., Information Management & Computer Security, 11 **(2003)** 216.
- Nguyen, H. T., Prasad, N. R., Walker, C. L. and Walker, E. A., A First Course in Fuzzy and Neural Control, Stern B. (Eds.), Chapman & Hall/CRC, USA, **2002**.
- Quinlan, J. R., C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufman, **1993**.
- Patel, M. B. R. and Rana, M. K. K., International Journal of Engineering Development and Research, 2 **(2014)** 2321.
- Ramos, C., Augusto, J. C. and Shapiro, D., IEEE Intelligent Systems, 23 **(2008)** 15.
- Rodríguez-González, A., Guldrís-Iglesias, F., Colomo-Palacios, R., Gomez-Berbis, J., JimenezDomingo, E., Alor-Hernandez, G., Posada-Gomez, R., y Cortes-Robles, G., Improving trading systems using the RSI financial indicator and neural networks, 11th International Conference on Knowledge Management and Acquisition for Smart Systems and Services, 30-31 August, Daegue, Korea, **2010a**.
- Rodríguez-González, A., Guldris-Iglesias, F., Colomo-Palacios, R., Alor-Hernandez, G., & Posada-Gomez, R., Improving N calculation of the RSI financial indicator using neural networks, 2nd IEEE International Conference on Information and Financial Engineering, 17-19 September, Chongqing, China, **2010b**.
- Rodríguez-González, A., García-Crespo, Á., Colomo-Palacios, R., Iglesias, F. G. and Gómez-Berbís, J. M., Expert systems with Applications, 38 **(2011)** 11489.
- Rosenblatt, F., Psychological review, 65 **(1958)** 386.

- Russel, S., and P. Norvig, Artificial Intelligence A Modern Approach. 2nd Ed., Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, **2003**.
- Schmah, T., Hinton, G. E., Small, S. L., Strother, S. and Zemel, R. S., in Advances in Neural Information Processing Systems, D. Koller, D. Schuurmans, Y. Bengio, and L. Bottou (Eds.), Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 12-13 December 2008, Curran Associates, Vancouver, **2009**, p. 1409.
- Sezer, O. B., Özbayoglu, M. and Doğdu, E., Procedia computer science, 114 **(2017a)** 473.
- Sezer, O. B., Özbayoğlu, A. M and Doğdu, E., An artificial neural network-based stock trading system using technical analysis and big data framework, Proceedings of the SouthEast Conference, 13-15 April, Kennesaw, USA, **2017b**.
- Şahin, U. And Özbayoğlu, A. M., Procedia Computer Science, 36 **(2014)** 240.
- Tektaş, A. and Karataş, A., Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 3 **(2004)** 337.
- Willshaw, D. J. and Von Der Malsburg, C., Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences, 194 **(1976)** 431.
- Vaisla, K. S. and Bhatt, A. K., International Journal on Computer Science and Engineering, 2 **(2010)** 2104.
- Vapnik, V. The Nature of Statistical Learning Theory, New York: Springer, **1995**.
- Yakut, E., Elmas, B. and Yavuz, S., Suleyman Demirel University Journal Of Faculty Of Economics & Administrative Sciences, 19 **(2014)** 139.
- Yin H., in Computational Science and Engineering, Gorban A., Kégl B., Wunsch D., Zinovyev A. (Eds.) Vol. 58, Springer, Berlin, Chapter 3, **2008**.
- Zuylen, H. V., in Artificial Intelligence Applications to Critical Transportation Issues, Corroero J. (Eds.), Washington, **2012**.



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 31.05.2019

Tez Başlığı / Konusu: YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK BORSA İSTANBUL (BIST) İÇİN ALGORİTMİK İŞLEM STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

Yukarıda başlığı gösterilen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 72 sayfalık kısmına ilişkin, 31/05/2019 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 2'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar hariç/~~dâhil~~
- 3- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orjinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Adı Soyadı: HÜSEYİN IRMAK
Öğrenci No: N10228215
Anabilim Dalı: BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
Programı: BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ
Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

Tarih ve İmza

12.06.2019

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Dr. Öğr. Üyesi Murat AYDOS

(Unvan, Ad Soyad, İmza)

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Hüseyin IRMAK
Doğum yeri : ANKARA
Doğum tarihi : 08.06.1987
Medeni hali : Evli
Elektronik posta adresi : bmhuseyin@gmail.com
Yabancı dili : İngilizce

EĞİTİM DURUMU

Lisans :Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği
Yüksek Lisans :Hacettepe Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği
Doktora :

İş Tecrübesi

2011- Tübitak SAGE
2011- 2011 Ankara Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği
Araştırma Görevlisi

