

T.C.

ATILIM ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

İŞLETME YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

**MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE FOREX PİYASALARINDA ALIM SATIM
KARARLARI UYGULAMASI**

Yüksek Lisans Tezi

Efe UZEL

Ankara - 2018

T.C.

ATILIM ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

İŞLETME YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

**MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE FOREX PİYASALARINDA ALIM SATIM
KARARLARI UYGULAMASI**

Yüksek Lisans Tezi

Efe UZEL

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Pınar Kaya Samut

Ankara - 2018

KABUL VE ONAY

Efe Uzel tarafından hazırlanan “MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE FOREX PİYASALARINDA ALIM SATIM KARARLARI UYGULAMASI” başlıklı bu çalışma,

[Savunma Sınavı Tarihi] tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından İşletme Anabilim dalında Yüksek Lisans Tezi oy birliği/oy çokluğu ile kabul edilmiştir.

[Unvanı, Adı ve Soyadı] (Başkan)

[Unvanı, Adı ve Soyadı] (Danışman)

[Unvanı, Adı ve Soyadı] (varsa İkinci Danışman)

[Unvanı, Adı ve Soyadı]

ETİK BEYAN

Atılım Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Tez Yazım Yönergesi'ne uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasını;

- Akademik ve etik kurallar çerçevesinde hazırladığımı,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,

Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir,

Aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

[Tarih ve İmza]

Efe Uzel

ÖZ

UZEL, Efe. Makine Öğrenmesi ile Forex Piyasalarında Alım Satım Kararları Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2018.

Bu çalışmada Türk Lirası'nın ABD Doları karşısındaki döviz kurunun değişim yönünün tahmin edilmesi için çevrimiçi makine öğrenmesi kullanılarak modeller oluşturulmuş ve model başarımları FOREX piyasalarında alım-satım benzetimi ile gösterilmiştir. Modellerin eğitim sürecinde; döviz kuru zaman serisi sembolik temsile dönüştürülmekte, içinde örüntüler bulunarak örüntü bazında olasılık dağılımı çıkarılmakta ve bu olasılıklar kullanılarak kurun değişim yönü tahmin edilmektedir. Modellerin parametreleri eniyilenecek model başarımları geçerleme verisi ile alım-satım benzetimi yapılarak gösterilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Alım satım benzetimi sonucunda, oluşturulan modellerin %65 ile %100 oranları arasında karla sonuçlanan işlemler yaptığı görülmüştür. Bu durum sadece geçmiş fiyat verileri kullanılarak gelecek fiyatların bir ölçüde tahmin edilebileceğini gösterdiğinden, Türk Lirası kuru piyasası için Zayıf Formda Etkin Piyasa Hipotezinin tam olarak geçerli olmadığı sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Makine öğrenmesi, veri madenciliği, çevrimiçi öğrenme, döviz kuru tahmini, etkin piyasa hipotezi, FOREX, algoritmik alım satım

ABSTRACT

UZEL, Efe. Trading Decisions Application in Forex Markets with Machine Learning: An Application, MBA Thesis, Ankara, 2018.

The present study aims to forecast the direction of change for currency exchange rate between Turkish Lira and U.S. Dollar. Online machine learning has been used to generate models and model performances has been demonstrated with FOREX market trading simulation. To generate and train the models; exchange rate time series is converted to symbolic representation, patterns are found and probability distributions are generated. Exchange rate change direction is forecasted using these probabilities. Model parameters are optimized and model performances are demonstrated by trading simulation with validation data. Successful results are achieved with profitable trade ration ranging between 65% and 100% for the generated models. This is interpreted as the market not being fully efficient in the weak form and returns can be generated by only using past price data.

Keywords: Machine learning, data mining, online learning, exchange rate forecast, efficient market hypothesis, FOREX, algorithmic trading

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

- AUD: Avustralya Doları
- BİST: Borsa İstanbul
- CAD: Kanada Doları
- CFD: Contract for Difference
- DF: Davranışsal Finans
- DJIA: Dow Jones Industrial Average
- EPH: Etkin Piyasa Hipotezi
- EUR: Avrupa Birliği Para Birimi
- GVPS: Geçmiş Veri Periyot Sayısı
- İBOGY: İşlem Başına Ortalama Getiri Yüzdesi
- KİO: Karlı İşlem Oranı
- NYSE: New York Stock Exchange
- NZD: Yeni Zelanda Doları
- OGA: Ortalama Gerçek Aralık
- SAX: Symbolic Aggregate Approximation
- SGD: Singapur Doları
- S&P500: Standard and Poor's 500 Hisse Senedi Endeksi
- TRY: Türk Lirası
- USD: Amerikan Doları
- VİOP: Vadeli İşlem ve Opsiyon Borsası

TABLolar DİZİNİ

Tablo 1: Opsiyon Türlerine Göre Alıcı ve Satıcının Hak ve Yükümlülükleri.....	8
Tablo 2: Amerikan Doları ve Türk Lirası Çiftinde Örnek İşlem	11
Tablo 3: Teknik Analiz Yöntemleri.....	26
Tablo 4 İlişki Kuralı Örneği.....	40
Tablo 5 Örnek İlişki Kuralı ve İstatistikleri.....	40
Tablo 6: İlişki Kuralları Biçimi.....	46
Tablo 7: Denetimli Öğrenme için Veri-Etiket çiftleri örneği	52
Tablo 8: Zaman Dilimlerinin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri	58
Tablo 9: Tipik Kur Hesaplaması Sonuçlarından Kesit	59
Tablo 10: Veri Ölçeği İndirgeme Süreci.....	60
Tablo 11: En iyi sonucu veren modeller ve KİO olarak başarımları	69
Tablo 12: Geçerleme Sonuçları	70

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1: Önemli FOREX piyasalarının Türkiye Saati ile işlem saatleri.....	5
Şekil 2: Kar/Zararın dayanak varlık spot fiyatına göre değişim örnekleri. a) Alım opsiyonu için, b) Satım opsiyonu için.....	10
Şekil 3: Metatrader4 Platformu Ana Ekran Görüntüsü.....	14
Şekil 4: Çizgi grafik örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)	28
Şekil 5: Bar grafik örneği ((Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018).....	29
Şekil 6: Mum grafik örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)	30
Şekil 7: Trend çizgileri örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018).....	30
Şekil 8: Destek ve direnç seviyeleri örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)	31
Şekil 9: Tipik Kendi Organize Olan Harita Yapısı.....	39
Şekil 10: Yapay sinir ağı şematik gösterimi	44
Şekil 11: Karar Ağacı Örneği	45
Şekil 12: Lojistik fonksiyonun grafiği	45
Şekil 13: Örnek Örüntü Olasılık Dağılımının Histogram ile İfadesi	61
Şekil 14: Bütün Zaman Dilimleri ve Model Setleri için Karlı İşlem Oranları....	68

İÇİNDEKİLER

ÖZ	i
ABSTRACT	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	iii
TABLolar DİZİNİ	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	v
GİRİŞ	1
BİRİNCİ BÖLÜM FOREX PİYASASI	3
1.1 FOREX Piyasası	3
1.2 Türev Araçlar	6
1.2.1 Vadeli İşlem Sözleşmeleri	6
1.2.2 Opsiyonlar.....	8
1.2.3 Fark kontratları	11
1.3 Kar Amaçlı FOREX İşlemleri.....	13
1.4 FOREX Piyasasında İşlem Yapılması	13
1.4.1 FOREX Piyasası Piyasa Emirleri	15
1.4.2 FOREX Kavramları	15
1.5 FOREX Piyasasının Tahmin Edilebilirliği.....	17
1.5.1 Etkin Piyasa Hipotezi	18
1.5.2 Etkin Piyasa Hipotezine Karşıt Görüşler	19
1.5.2.1 Davranışsal Finans	20
1.5.2.2 Dow Teorisi.....	20
1.5.3 Etkin Piyasa Hipotezi ile İlgili Yapılmış Çalışmalar	21
1.6 FOREX Piyasası Analiz Yöntemleri.....	23
1.6.1 Temel Analiz	23
1.6.2 Teknik Analiz	25

1.6.2.1	Grafikler	27
1.6.2.1.1	Çizgi Grafik.....	28
1.6.2.1.2	Bar Grafik.....	28
1.6.2.1.3	Mum Grafik.....	29
1.6.2.2	Trend, Destek ve Dirençler	30
1.6.2.3	Teknik Göstergeler.....	31
1.6.2.3.1	Hareketli Ortalamalar.....	32
1.6.2.3.1.1	Basit Hareketli Ortalama.....	32
1.6.2.3.1.2	Ağırlıklı Hareketli Ortalama	32
1.6.2.3.1.3	Üssel Hareketli Ortalama	32
1.6.2.3.2	Kısa Vadeli Göstergeler	33
1.6.2.3.3	Orta Vadeli Göstergeler	34
1.6.2.3.4	İşlem Hacmi Göstergeleri.....	34

İKİNCİ BÖLÜM VERİ MADENCİLİĞİ, MAKİNE ÖĞRENMESİ VE FİNANSAL VARLIK TAHMİNİ İÇİN KULLANIMLARI 35

2.1	Veri Madenciliği ve Yöntemleri	35
2.1.1	Veri Madenciliği Süreci.....	36
2.1.2	Veri Madenciliğinde Gruplama Teknikleri	37
2.1.2.1	K-En Yakın Komşu.....	38
2.1.2.2	K-Ortalama Gruplaması:	38
2.1.2.3	Kendi Organize Olan Haritalar	39
2.1.3	Veri Madenciliğinde İlişkilendirme Teknikleri.....	39
2.1.3.1	Apriori Tekniği.....	41
2.1.3.2	Genel Kural Tümevarım Tekniği.....	42
2.1.4	Tahmin Teknikleri	43
2.1.4.1	Yapay Sinir Ağları (YSA).....	43

2.1.4.2	Karar Ağaçları	44
2.1.4.3	Lojistik Regresyon	45
2.1.4.4	Dizi Saptama	46
2.1.5	Örüntü Keşfine Yönelik Çalışmalar	47
2.1.5.1	Parametrik Örüntü Keşfi ile Fiyat Tahminine İlişkin Çalışmalar 47	
2.1.5.2	Sembolik Örüntü Keşfi ile Fiyat Tahmini Yapılan Çalışmalar	49
2.2	Makine Öğrenmesi	51
2.2.1	Denetimli ve Denetimsiz Öğrenme	52
2.2.2	Geçerleme	53
2.2.3	Çevrimiçi Öğrenme	55
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM UYGULAMA VE SONUÇLAR		57
3.1	Terminoloji.....	57
3.2	Kullanılan Veri.....	58
3.3	Sembolik Örüntü Keşfi Adımları	59
3.3.1	Veri ölçeği indirgenmesi.....	59
3.3.1.1	Kurun tek sayı ile ifadesi.....	60
3.3.1.2	Döviz kuru zaman serisinin sembolik ifadesi	60
3.3.2	Örüntü uzayı	60
3.3.3	Örüntü olasılık dağılımı	61
3.4	Tahmin Yöntemi	62
3.5	Makine Öğrenmesi ile Parametre Eniyileme ve Model Seçimi.....	62
3.5.1	Model Başarımlarının Belirlenmesi.....	63
3.5.1.1	Test yaklaşımı	63
3.5.1.2	Kar Al ve Zarar Durdur fiyatlarının belirlenmesi	64
3.5.2	Model Başarım Ölçütü.....	64

3.5.3 Model Seçimi.....	65
3.5.4 Model Geçerleme.....	69
3.6 Geçerleme Sonuçları	70
3.7 Sonuçların Değerlendirilmesi.....	71
DEĞERLENDİRME VE GELECEK ÇALIŞMALAR.....	73
KAYNAKÇA.....	74
EK- 1: GEÇERLEME BENZETİMİ İŞLEM KÜTÜKLERİ.....	82
ÖZGEÇMİŞ.....	96

GİRİŞ

Dünya ekonomik sisteminin önemli bir parçası olan finansal piyasalar; alıcı ve satıcıları, pay senedi, tahvil, türev araç, döviz ve emtia işlemleri yapmak için bir araya getiren ortamlardır. Finansal piyasalar, alıcı ve satıcılar için fiyat belirleme, sermayeye erişim, likidite ve risk transferi olanaklarını sağlar. Fiyatlar alıcıların ve satıcıların oluşturduğu piyasa güçleri doğrultusunda belirlenirken, piyasalar genellikle fiyat şeffaflığı, işlemlerin gerçekleşmesi, komisyon ve ücretlere ilişkin düzenlemelere tabiidirler.

Finansal piyasalarda fiyatların önceden tahmin edilmesi büyük parasal getiriler sağlayacağı için piyasa oyuncuları ve araştırmacılar tarafından üzerinde çokça çalışılan bir konudur. Bu konuda temel analiz ve teknik analiz olmak üzere iki ana yaklaşım bulunmaktadır. Temel analiz, fiyatı tahmin edilmeye çalışan ürünün içsel değerini etkileyen; milli gelir, sanayi ve hizmet endeksleri, faiz oranı gibi makroekonomik göstergeler, politik gelişmeler; pay senedi analizleri yapılacaksa; ilgili endüstriyi etkileyen mikroekonomik faktörler, şirket bilançosu, şirket finansal oranları gibi nicel ve nitel bütün faktörleri inceleyerek yapılan analizdir. Teknik analiz ise, geçmiş fiyatlardan yola çıkarak ve geçmiş fiyatların gelecek fiyatları etkileyeceği varsayımına dayanarak yapılan analizdir. Teknik analiz için yıllar içinde hareketli ortalama, standart sapma bantları, momentum göstergeleri gibi birçok teknik gösterge tanımlanmıştır. Bu göstergeler geçmiş ve güncel fiyatı göz önüne alarak gelecek fiyat hakkında temel analize konu faktörleri göz önüne almaksızın bir öngöründe bulunur. Böyle bir yaklaşımın geçerli sonuçlar verip veremeyeceği tartışma konusu olup, Etkin Piyasa Hipotezi teknik analizin faydalı sonuçlar vermeyeceğini savunurken Dow Teorisi ve Davranışsal Finans aksini savunur.

Piyasaların tamamen etkin olmadığı varsayımıyla gelecek fiyatları tahmin etmek için pek çok yöntem kullanılabilir. Zaman serisi analizleri, olasılıksal ve istatistiksel yöntemler gibi yöntemlere ek olarak popülerleşmekte olan veri madenciliği ve makine öğrenmesi kullanılabilir. Veri madenciliği ve makine öğrenmesi, çok büyük miktarda verinin yazılımlar tarafından analiz edilerek anlamlı bilgiler elde edilmesine dayanan gözde alanlardır. Finans piyasalarında her gün ve saat oluşan inanılmaz boyuttaki veri, veri madenciliği ve makine öğrenmesi için çok iyi bir veri kaynağıdır.

Bu çalışmada ABD Doları karşılığı Türk Lirası döviz kuru için örüntü tanımlama kullanılarak kurun değişim yönüyle ilgili tahmin üreten bir algoritma oluşturulmuş ve başarıyı alım-satım benzetimi ile gösterilmiştir.

Bu çalışmanın birinci bölümünde Forex piyasaları ve araçları tanıtılmış, piyasanın tahmin edilebilirliği tartışılmış ve analiz yöntemleri anlatılmıştır. İkinci bölümde makine öğrenmesi ve veri madenciliği tanıtılmış, yöntemlerinden bahsedilmiş, bu yöntemlerin finansal varlık fiyat tahmini için kullanılmasına ilişkin çalışmalar anlatılmıştır. Üçüncü bölümde bu çalışmada geliştirilen bir makine öğrenmesi yöntemi ile döviz kuru tahmin performansı gösterilmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

FOREX PİYASASI

Temel finansal piyasalar para piyasaları, tahvil piyasaları ve pay (hisse senedi) piyasalarıdır. Dünya üzerindeki sermayenin çoğu temel piyasalarda işlem gören varlıklara yatırılmıştır, ancak döviz alım satım piyasası, diğer adıyla FOREX piyasası, türev araçlar piyasası ve alternatif yatırım piyasaları gibi piyasalar, finansal piyasaların gittikçe daha büyük bir bölümünü oluşturmaktadır.

Takip eden kısımlarda FOREX piyasası tanıtılmış, FOREX piyasasında işlem gören türev araçlar anlatılmış, Etkin Piyasa Hipotezi anlatılarak FOREX piyasasının tahmin edilebilirliği tartışılmış ve son olarak piyasa analiz yöntemleri anlatılmıştır.

1.1 FOREX Piyasası

Para basmak ülkelerin egemenlik haklarına dayanan bir haktır. Dolaşımda olan para birimin ülke vatandaşları tarafından yapılan tüm işlemlerde kullanılması zorunludur (Unutmaz, 2011). Bu nedenle ülkeler arasında yapılacak iş ve işlemlerde bir para biriminin diğerine çevrilmesi gerekli olmaktadır.

Dış ticaret, yatırımlar, risk önleme, spekülasyon, turizm gibi amaçlarla iki ülke arasında transfer edilecek fonların karşı ülke para birimine ya da uluslar arası kabul gören bir para birimine çevrilmesi gerekmektedir. Para birimi değişimleri yabancı para piyasalarında, diğer adıyla FOREX piyasalarında olmaktadır. Bir ülke para biriminin diğer ülke para birimi cinsinden değerinin belirlenmesi yani döviz kurunun oluşumu da FOREX piyasalarında gerçekleşir. FOREX piyasasında oluşan fiyat yani döviz kuru arz ve talep, politik koşullar, piyasa psikolojisi ve temel ekonomik göstergelerden etkilenir.

Döviz kurlarının liberalleşmesi ve küresel ticaretin gelişmesi ile FOREX piyasası gittikçe hızlanarak büyümüştür ve şu anda işlem hacmine göre en büyük piyasadır. 2016 Nisan ayında günlük ortalama işlem hacmi 5.1 trilyon Amerikan Doları (USD)'dir. 2016 Nisan ayında yapılan işlemlerin %87,6'sı USD %31,4'ü Euro (EUR) ve %1,4'ü Türk Lirası (TRY) cinsinden olmuştur (Bank for International Settlements, 2016).

Antelo ve Peon (2012) FOREX piyasasının işlem hacminin dört tip işlemden meydana geldiğini anlatmaktadır:

1. Ticari faaliyetler: Firmaların, farklı para birimine sahip ülkeler arasında mal ve hizmet alışverişi yapmalarının sonucunda ortaya döviz işlemleri gereksinimi çıkar.
2. Yatırım faaliyetleri: Yatırımcılar kendileri hangi ülkeden olursa olsunlar istedikleri ülkenin piyasasında yatırım yapabildikleri için yatırım yapacakları ülkenin para birimini almaları gerekir.
3. Risk önleme (hedging): Döviz kuru riskinden korunmak için FOREX piyasasında işlemler yapılır.
4. Spekülatif işlemler: Döviz kuru değişimlerinden kar etmeyi amaçlayan piyasa oyuncuları FOREX piyasasında işlem yaparlar.

FOREX piyasası haftada 5 gün, günde 24 saat açıktır. İşlemler, pazartesi Sidney’de saat 08:30’da (TSİ (Türkiye saati ile), pazartesi 00:00) başlar, sırasıyla önemli piyasalar olan Tokyo, Hong Kong, Londra, Frankfurt, Zürih, New York, Chicago ve Toronto’da devam ederek cuma günü New York saatiyle saat 17:00’da (TSİ cuma 23:59) biter. Bu piyasalar birbirine binlerce bilgisayarın elektronik ağ ve telefon hatları üzerinden bağlanmasıyla birbirine bağlı olarak çalışır. FOREX piyasasında merkez bankaları, ticari bankalar, yatırım kuruluşları, aracı kurumlar, sigorta şirketleri ve bireysel yatırımcılar işlem yapar (Ziraat Yatırım Menkul Değerler A.Ş., 2017). Önemli Forex piyasalarının işlem saatleri Şekil 1 ile verilmiştir.

FOREX Piyasaları Çalışma Saatleri	09:00		
	10:00		
	11:00	Londra	
	12:00		
	13:00		
	14:00		
	15:00		
	16:00		New York
	17:00		
	18:00		
	19:00		
	20:00		
	21:00		
	22:00		
	23:00		
	00:00		
	01:00		Sydney
	02:00		
	03:00		
	04:00		
	05:00		
	06:00		
	07:00		Tokyo
	08:00		

Şekil 1: Önemli FOREX piyasalarının Türkiye Saati ile işlem saatleri

FOREX piyasasında döviz kurları ikili çiftler halinde kote edilir. Bunlardan ilkinde kote edilen para birimi, ikincisine baz para birimi denir ve konvansiyon gereği ilk para birimi banka tarafından alınan para birimidir. Kotasyonda Bid ve Ask fiyatları verilir. Burada Bid, satıcının kote edilen para birimini alacağı fiyat, ask ise satacağı fiyattır. Örneğin:

USD/TRY 3,9010 bid 3,9050 ask

şeklinde bir kotasyon, piyasada 3,9010 TRY'den 1 USD alacak bir satıcı ve aynı zamanda 3,9050 TRY'den 1 USD satacak bir satıcı olduğunu ifade etmektedir.

Kotasyonda ilk adı geçen para birimi baz para birimidir. USD/TRY örneğinde baz para bimi USD'dir.

1.2 Türev Araçlar

Bir türev araç, değeri diğer daha temel dayanak değişkenlerin değerinden türeyen bir finansal enstrümandır (Hull, 2009). Türev araçlar, riskten korunma, spekülasyon veya arbitraj amaçlarıyla kullanılabilir. Türev araçlar, dayanak varlığın alım satımı yapılmaksızın bu varlık ile ilgili hak ve yükümlülüklerin alım satımının yapılmasına olanak sağlar (Gündoğdu, 2017). Türev araçlar, arasında risk önleme ya da spekülasyon amacıyla FOREX piyasalarındaki fiyat değişimlerine maruz kalma sağlamak için kullanılabilir. Vadeli işlem sözleşmeleri (forward, futures), opsiyon (options), fark sözleşmeleri (contract for difference) türev araçlar arasındadır ve özellikleri takip eden kısımlarda anlatılmıştır.

1.2.1 Vadeli İşlem Sözleşmeleri

Vadeli işlem sözleşmeleri temelde sözleşme taraflarından birine belirli bir finansal varlığı belirli bir tarihte belirli bir fiyattan alma, diğer partiye ise satma zorunluluğu getiren sözleşmelerdir. Fiyat ve miktar sözleşme tarihinde belirlenirken el değiştirme belirlenen tarihe kadar gerçekleşmez.

Vadeli işlem sözleşmeleri forward ve futures olarak ikiye ayrılır. Forward iki tarafın uzlaştığı koşullara bağlı özel anlaşmalar iken, futures sözleşmeleri borsa üzerinde işlem gören standartlaştırılmış sözleşmelerdir. Forward sözleşmelerinde taraflardan birinin yükümlülüğünü yerine getirmeme riski olduğundan karşı taraf riski bulunur. Futures sözleşmelerinde ise borsa ve takas kuruluşu tarafından işlem garanti altına alındığından karşı taraf riski bulunmamaktadır (Bernrud, Filbeck ve Upton, 2000).

Vadeli işlem sözleşmeleri sadece organize borsalarda işlem görmekte ve standart sözleşme büyüklüğüne, sabit vadelere sahip olmaktadır. Vadeli işlem Sözleşmeleri pozisyonları açıldığında yatırılan başlangıç teminatı günlük fiyat hareketlerine göre değişir. Bu nedenle hesapların günlük olarak kapatılması (mark to market) için değişen teminat tutarları borsa tarafından taraflardan aracı kurumlar vasıtasıyla tahsil edilir (Loader, 2005).

Vadeli işlem sözleşmelerinin teorik fiyatlandırması aşağıdaki formül ile yapılır:

$$F = S_0 \cdot e^{r_0 \cdot (T - t_0)}$$

Burada F vadeli işlem sözleşmesinin fiyatını, t_0 sözleşme başlangıç tarihini, T sözleşme bitiş tarihini, $(T - t_0)$ başlangıç ve bitiş arasındaki yılı, S_0 dayanak varlığın başlangıç tarihindeki fiyatını, r_0 sürekli bileşik risksiz faiz oranını ifade etmektedir. Teorik fiyat ile forward sözleşmelerinde tarafların anlaştığı fiyat, futures sözleşmelerinde ise piyasa fiyatı arasında piyasadaki beklentilerden kaynaklanan farklar olabilir (Gottesman ve Bossu, 2016).

Türkiye’de Vadeli işlem sözleşmeleri Türkiye’de Vadeli İşlem ve Opsiyon Piyasası’nda (VİOP), Borsa İstanbul (BİST) üzerinde işlem görmektedir. “Bu sözleşmeler alıcı ve satıcısına, işlem anında belirlenen bir tarihte, üzerinde anlaşılan fiyattan, standartlaştırılmış miktar ve kalitedeki bir malı, kıymeti, finansal göstergesi, sermaye piyasası aracını veya dövizini alma veya satma yükümlülüğü getiren sözleşmelerdir” (Sermaye Piyasası Kurulu, 2012).

Vadeli işlem sözleşmelerine ilişkin kavramlar (Bernrud ve diğerleri, 2000):

- Dayanak varlık: Fiyatı sözleşmenin değerini etkileyen altta yatan varlık
- Sözleşme büyüklüğü: Bir sözleşmenin ne kadar dayanak varlığı temsil ettiğinin ölçüsü
- Uzlaşma şekli: Nakdi ya da fiziksel olabilir. Nakdi uzlaşmada sözleşme vadesi sonunda oluşan kar ya da zarar tarafların hesabında parasal olarak yansıtılır. Fiziksel uzlaşmada dayanak varlık satıcıdan alıcıya aktarılır.
- Günlük uzlaşma: Her gün sonunda uzlaşma fiyatı üzerinden kar/zarar hesaplanarak tarafların hesaplarına yansıtılır. Böylece karşı taraf riski yok edilmiş olur.

Vade ayları ve işlem saatleri BİST tarafından aşağıdaki şekilde tanımlanmıştır:

- Vade ayları: BİST üzerinde Şubat, Nisan, Haziran, Ağustos, Ekim ve Aralık ayları vadeli sözleşmeler işlem görür (www.bist.com.tr, erişim tarihi 13.04.2018).
- İşlem Saatleri: İşlemler 09:30 - 18:15 saatleri arasında kesintisiz tek bir seansta gerçekleştirilir (www.bist.com.tr, erişim tarihi 13.04.2018).

1.2.2 Opsiyonlar

Opsiyonlar alım opsiyonu ve satım opsiyonu olarak iyiye ayrılan, alıcısına dayanak varlık üzerinde belirli bir fiyattan işlem yapma hakkı veren ancak yükümlülük getirmeyen türev araçlardır.

Alım opsiyonu, bir prim karşılığında alıcısına belirli bir tarihte, belirli bir fiyattan dayanak varlığı alma hakkı verirken, satım opsiyonu belirli bir tarihte, belirli bir fiyattan dayanak varlığı satma hakkı verir. Amerikan tipi opsiyonlar, kullanım tarihine kadar herhangi bir zamanda dayanak varlığın alım satımını mümkün kılarken, Avrupa tipi opsiyonlar sadece kullanım tarihinde dayanak varlığın alım satım hakkını verir. Opsiyon satıcısının, alıcının dayanak varlığın alım satım hakkını kullanması durumunda bu işlem için karşı taraf olma yükümlülüğü vardır. Opsiyonların hem borsa üzerinde hem de direkt taraflar arasında (tezgah üzeri, over the counter) alımı ve satımı gerçekleştirilir (Hull, 2009). Opsiyon alıcı ve satıcısının hak ve yükümlülüklerinin özeti Tablo 1 ile verilmiştir.

Borsa İstanbul A.Ş. (2017), opsiyonları şöyle tanımlamaktadır: “Opsiyon sözleşmesi, iki taraf arasında yapılan ve alıcıya, ödeyeceği belli bir tutar (opsiyon primi) karşılığında, belirli bir vadeye kadar (veya belirli bir vadede), bugünden belirlenen bir fiyat (kullanım fiyatı) üzerinden opsiyona dayanak teşkil eden bir malı, kıymeti veya finansal göstergeyi satın alma veya satma hakkı tanıyan, satıcıya da alıcının bu sözleşmeden doğan hakkını kullanması durumunda sözleşmeye dayanak teşkil eden malı, kıymeti, veya finansal göstergeyi satma veya alma yükümlülüğü getiren sözleşmedir.”

Tablo 1: Opsiyon Türlerine Göre Alıcı ve Satıcının Hak ve Yükümlülükleri

	Alım Opsiyonu	Satım Opsiyonu
Alıcı	Dayanak varlığı kullanım fiyatından alma hakkı	Dayanak varlığı kullanım fiyatından satma hakkı
Satıcı	Opsiyonun kullanılması durumunda dayanak varlığı kullanım fiyatından satma zorunluluğu	Opsiyonun kullanılması durumunda dayanak varlığı kullanım fiyatından alma zorunluluğu

Opsiyonlar ile ilgili kavramlar ve terminoloji aşağıda verilmiştir (Bernrud ve diğerleri, 2000):

Uzun pozisyon: Bir opsiyonun sahibi olan ve elinde tutan tarafın pozisyonudur

Kısa pozisyon: Bir opsiyonu yazan ve satan tarafın pozisyonudur.

Alım opsiyonu: Belirli bir vadede ya da vadeye kadar dayanak varlığı önceden belirli bir fiyattan alma hakkı veren opsiyondur.

Satım opsiyonu: Belirli bir vadede ya da vadeye kadar dayanak varlığı önceden belirli bir fiyattan satma hakkı veren opsiyondur.

Kullanım fiyatı: Opsiyonun kullanılması durumunda dayanak varlığın alım/satım fiyatıdır.

Opsiyon primi: Opsiyonun sağladığı hakkı almak için alıcı tarafından satıcıya ödenen fiyattır.

Karda opsiyon: Dayanak varlığının piyasa fiyatı alım opsiyonları için kullanım fiyatından yüksek, satım opsiyonları için kullanım fiyatından düşük olan opsiyondur.

Zararda opsiyon: Dayanak varlığının piyasa fiyatı alım opsiyonları için kullanım fiyatından düşük, satım opsiyonları için kullanım fiyatından yüksek olan opsiyondur.

Başabaş opsiyon: Kullanım fiyatı piyasadaki güncel fiyata eşit olan opsiyondur.

İçsel değer: Karda opsiyonlar için dayanak varlığın piyasa fiyatı ile opsiyonun kullanım fiyatı arasındaki farktır. Başabaş ve zararda opsiyonların içsel değeri yoktur.

Opsiyonun zaman değeri: Opsiyonun primi ile içsel değeri arasındaki farktır.

Delta: Dayanak varlık fiyat değişimlerinin opsiyon primini etkileme oranı

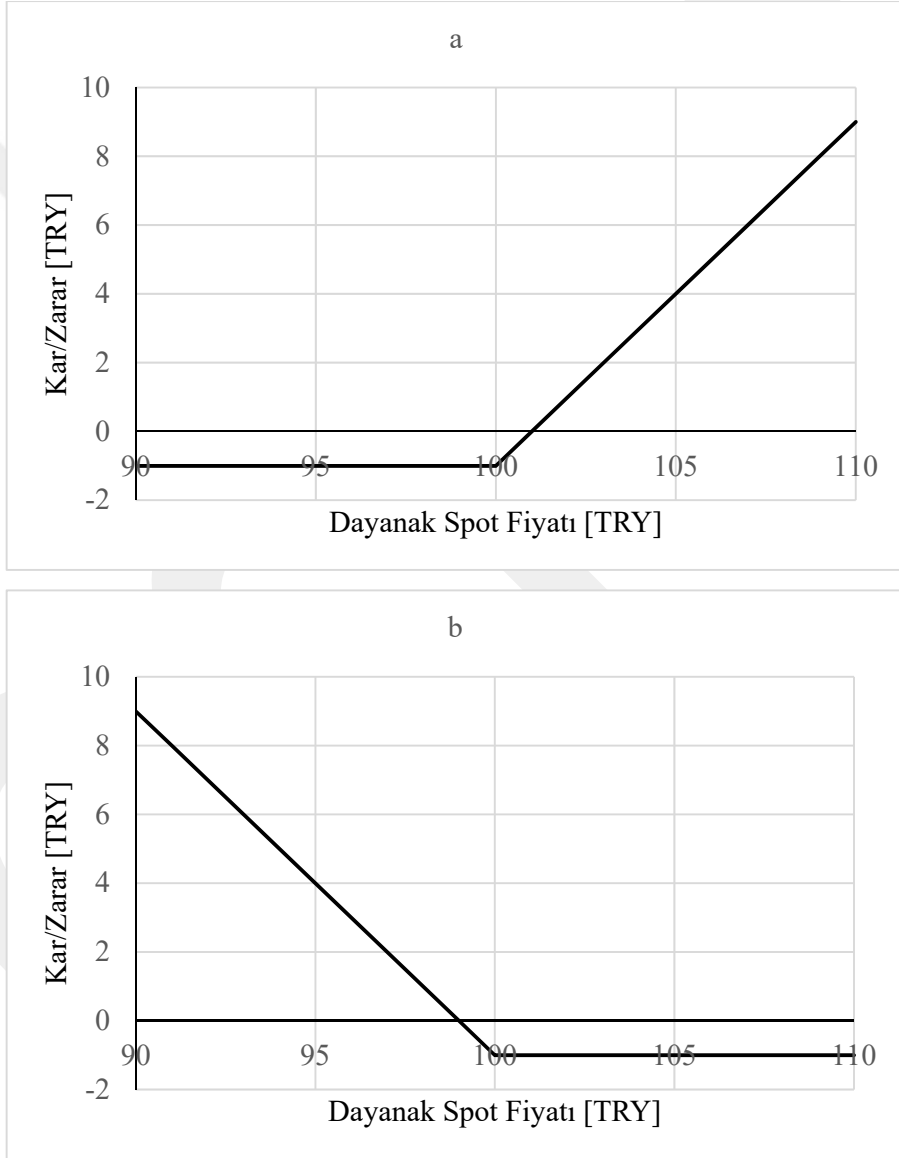
Gamma: Dayanak varlık fiyat değişiminin Deltayı etkileme oranı

Theta: Vadeye kalan zamanın opsiyon primi etkileme oranı

Vega: Dayanak varlık fiyatındaki volatilitenin opsiyon primini etkileme oranı

Rho: Opsiyon priminin faiz oranı değişikliğinden etkilenme oranı

Opsiyonlarda kar ve zarar; opsiyon primi, kullanım fiyatı ve dayanak varlığın spot fiyatına bağlı olarak değişir. Örneğin primi 1 TRY ve kullanım fiyatı 100 TRY olan bir alım opsiyonu, dayanak varlığın spot fiyatı 100 TRY'nin altında olduğu sürece prim kadar zarar ettirecek, 101 TRY iken başabaş olacak, 101 TRY'nin üzerindeki her spot fiyat için kar doğrusal olarak artacaktır. Şekil 2 ile örnek bir alım opsiyonu için ve aynı prim ve kullanım fiyatlı satım opsiyonu için kar/zarar grafiği verilmiştir.



Şekil 2: Kar/Zararın dayanak varlık spot fiyatına göre değişim örnekleri. a) Alım opsiyonu için, b) Satım opsiyonu için

1.2.3 Fark kontratları

Özellikle FOREX piyasasında spekülasyon pozisyonları almak için oluşturulmuş bir türev araç olan fark kontratları, küçük teminatlar ile dayanak varlıklara sahip olmadan, onların gelecek teki fiyatlarına göre getiri elde edilmesini sağlar (GCMFOREX Menkul Kıymetler A.Ş., 2017). İngilizce “Contract for difference”, CFD olarak adlandırılırlar.

Dayanak varlıkları döviz olan fark kontratları, dayanak döviz çiftleri ile isimlendirilir. Örneğin EURUSD, USDJPY gibi, aracı kuruluşun desteklediği bütün döviz çiftleri için fark kontratları oluşturulabilir. Aynı anda bir para biriminin alınması ve karşılığı kadar diğer para biriminin satılması prensibi ile çalışan araçlardır. Bu nedenle bir fark kontratı açmak için temelde hiç para gerekmezken, aracı kuruluşlar pozisyondan doğacak kar/zararın karşılanabilmesi için belirli oranlarda teminat tutar (Norman, 2010). Teminatlar 1:500 kadar küçük olabilmektedir ancak Türkiye’deki güncel düzenlemeler en küçük 1:10 oranında teminata izin vermektedir (Resmi Gazete, 2017).

Fark kontratlarının büyüklükleri *lot* olarak verilir ve örneğin Türk lirası riski alınmasını sağlayan adı USDTRY olan CFD’nin 1 lotu 100 000 USD olarak tanımlanmıştır. Bir lot USDTRY uzun pozisyonu alan bir yatırımcı o andaki kur ile 100 000 USD karşılığı Türk Lirası satmış ve aynı anda 100 000 USD almış olur. Fark kontratı kullanılarak yapılan bir işlemde lot, piyasa riski ve kar/zarar hesaplaması Tablo 2 ile verilmiştir.

Tablo 2: Amerikan Doları ve Türk Lirası Çiftinde Örnek İşlem

Parite	USDTRY
İşlem	Alış (Long, Uzun)
Hacim	1 Lot (İlk Para Birimi Cinsinden 100.000 Birim)
Pozisyon Açma Fiyatı	3.50000

Pozisyon Kapama Fiyatı	3.55000
Pozisyon Açılış Büyükülüğü	(+) 100,000 USD (-) 100,000 USD*1.30000 = (-) 350,000 TRY
Pozisyon Kapanış Büyükülüğü	(-) 100,000 USD (+)100,000 USD*3.55000 = (+) 355,000 TRY
K/Z	355,000-350,000= 5,000 TRY
Gerekli Teminat (1:100 kaldıraç ile)	Dolar cinsinden açılmak istenen pozisyon büyüklüğünün 100'de 1'i => 100,000 USD/100 = 1,000 USD

Alım ve satım aynı anda yapıldığı ve satımdan alınan para alım işlemi için kullanıldığından yatırımcı hiç nakit kullanmadan piyasa riski üstlenebilir. Bu sebeple çok yüksek kaldıraç oranları elde edilebilir. Uygulamada pozisyonun boyutunun belli bir yüzdesi kadar teminat aracı kuruluşlar tarafından talep edilir. Örneğin bir broker USDTRY CFD' i için %1 teminat istemektedir. Bu durumla 1 lotluk işlem ile 100 000 USD'lik piyasa riski alınmış olacak ancak bu risk için sadece 1000 USD kullanılmış olacaktır. Bu durumda 1:100 kaldıraç oranıyla işlem yapılmış olacak, CFD'nin dayanak varlığı olan USD fiyatının %1'lik fiyat değişimi CFD pozisyonu sahibine %100 olarak yansıtacaktır.

CFD pozisyonlarının açık durduğu süre boyunca iki para birimi arasındaki faiz oranı farkı nedeniyle gecelik olarak bir maliyet ya da kar doğar. Faiz oranı yüksek olan bir para biriminde kısa pozisyon alındıysa (örn. USDTRY'de uzun pozisyon) gecelik olarak pozisyonun boyutu kadar Türk Lirası'nın faizinin aracı kuruma ödenmesi, USD'nin faizinin ise aracı tarafından yatırımcıya ödenmesi gerekir. Aracı kurumlar gecelik olarak faizleri hesaplayarak net farkı yatırımcı hesabına yansıtır.

1.3 Kar Amaçlı FOREX İşlemleri

Bir varlığın fiyatının yukarı ya da aşağı yönlü hareket edeceğini öngörerek piyasada pozisyon alan kişiye spekülör denir (Hull, 2009). Spekülörler finansal varlıkları yatırım ya da risk yönetimi gibi kullanım amaçlarıyla değil, sadece fiyat değişiminden kazanç sağlamak amacıyla alırlar ya da satarlar.

Mazgit (2007) spekülör işlemlerin dört temel özelliği olduğunu ileri sürmektedir:

- a) Döviz kuru, pay senedi fiyatları, faiz oranları gibi bir dayanak varlığın fiyatına ilişkin pozisyon alma işlemidir ve bunlara ilişkin risk içerirler.
- b) Spekülör tarafından tahmin edile bir fiyat değişiminin gerçekleşmesiyle oluşacak bir kazanç umudu ile gerçekleştirilirler.
- c) “Pür” ya da “Katksız”dırlar, reel ekonomide bir karşılıkları yoktur.
- d) Pozisyonun açılması için gerekli paranın bir çarpanı kadar piyasa riski sağladıkları için kaldıraçlı işlemlerdir. Spekülör tarafından ödünç alınmış sermayeye bağlı işlemlerdir.

Hem yükselen fiyatlardan hem de düşen fiyatlardan kar sağlanabilecek şekilde spekülör pozisyonlar alınabilir. Dayanak varlığın fiyatının yükselmesiyle değeri artacak bir pozisyon için varlığın kendisi alınabilir ya da aynı etkiyi kaldıraçlı olarak gösterecek türev araçlar kullanılabilir. Fiyat düşüşünden kazanç sağlamak için, eğer piyasa düzenlemesi izin veriyorsa varlık açığa satılabilir ve gelecekte daha düşük fiyattan alınarak kazanç elde edilebilir. Ayrıca aynı etkiyi kaldıraçlı olarak sağlayacak türev araç pozisyonları açılabilir.

FOREX Spekülör döviz pozisyonları almak için yüksek kaldıraç olanağı ve basit işlem süreci nedeniyle türev araçlar sıkça kullanılmaktadır.

1.4 FOREX Piyasasında İşlem Yapılması

FOREX piyasasında bireysel ve kurumsal yatırımcıların işlem yaparak kar/zarar elde etmesi amacıyla aracı kuruluşlar piyasa erişimi sağlar. Aracı kuruluşlar müşterileri adına hesap açarak işlemlerde kullanılacak parayı tutar ve işlem platformlarını müşterilerine kullanırlar. Pek çok aracı kuruluş, MetaQuotes firmasının MetaTrader işlem platformunu kullanırken bazı aracı kuruluşların kendi

özel platformları da vardır. MetaTrader gibi diğer platformlarda da müşterinin hesap bilgileri, açık ve kapanmış pozisyon bilgileri, güncel kurlar, CFD alım ve satım fiyatları gibi bilgilere ulaşılabilir. Ayrıca grafik alanında geçmiş fiyat verileri grafik olarak gösterilebilir ve teknik analiz araçları grafik üzerinde kullanılabilir. Ayrıca MetaTrader platformunun içinde MQL adı verilen programlama dili ile otomatik olarak alım/satım yapacak algoritmalar geliştirilerek çalıştırılabilir. MetaTrader platformuna ait ekran görüntüsü Şekil 3 ile verilmiştir.



Şekil 3: Metatrader4 Platformu Ana Ekran Görüntüsü

Aracı kuruluşlar, müşterilerin FOREX piyasasında pozisyon almaları için Contract for Difference, CFD'leri kullanır.

CFD ile işlemler aracı kuruluş ve işlem platformu vasıtasıyla oyuncu tarafından piyasa emirleri girilmesi ile yapılır. Aracı kuruluşun piyasa erişimi sağladığı para birimlerinin kombinasyonlarından oluşan döviz çiftleri üzerinden CFD'ler oluşturulmuştur. Örneğin ABD Doları ile Türk Lirası arasındaki kur değişimi üzerinden kar/zarar elde edilmesini sağlayan CFD, USDTRY'dir.

1.4.1 FOREX Piyasası Piyasa Emirleri

FOREX piyasasında işlemler piyasa emirleri ile yapılır. Piyasa emirleri aracı kuruluş vasıtasıyla döviz borsalarına iletilir. Altı emir türü vardır. Bunlar aşağıda açıklanmıştır.

Al: Bir döviz çiftinin piyasa fiyatından alınmasıyla uzun pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

SAT: Bir döviz çiftinin piyasa fiyatından satılmasıyla kısa pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

AL LİMİT: Emir ile belirlenen ve piyasadaki fiyattan daha düşük seviyede olan bir fiyatın oluşması durumunda uzun pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

AL DUR: Emir ile belirlenen ve piyasadaki fiyattan daha yüksek seviyede olan bir fiyatın oluşması durumunda uzun pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

SAT LİMİT: Emir ile belirlenen ve piyasadaki fiyattan daha yüksek seviyede olan bir fiyatın oluşması durumunda kısa pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

SAT DUR: Emir ile belirlenen ve piyasadaki fiyattan daha düşük seviyede olan bir fiyatın oluşması durumunda kısa pozisyon açılmasını sağlayan emirdir.

1.4.2 FOREX Kavramları

FOREX piyasasında işlem yapılırken kullanılan kavramlardan bazıları aşağıda açıklanmıştır (Driver, 2011).

Kaldıraç: Gösterilen teminat miktarı ile açılan pozisyon büyüklüğünün oranıdır. Örneğin 10 TL teminat ile 1000 TL'lik bir pozisyon açıldığında kaldıraç 1:100 olmaktadır. Aracı kuruluşlar 1:500'e kadar kaldıraç oranlarını müşterilerine sunmaktadır.

Uzun pozisyon: Bir döviz çiftinin alınmasıyla oluşan ve baz para biriminin değerlendirilmesiyle karı artan pozisyonudur. Örneğin uzun USD/TRY pozisyonu olan bir oyuncu USD'nin TL karşısında değer kazanmasıyla kar edecektir.

Kısa Pozisyon: Bir döviz çiftinin satılmasıyla oluşan ve baz para biriminin değer kaybetmesiyle karı artan pozisyonudur. Örneğin kısa USD/TRY pozisyonu olan bir oyuncu USD'nin TL karşısında değer kaybetmesiyle kar edecektir.

Zarar Durdur (Stop Loss): Oyuncunun bir pozisyondan elde edebileceği en büyük zararı sınırlandırmasını sağlayan bir emir türüdür. Uzun pozisyonlar için açılış seviyesinin altında, kısa pozisyonlar için açılış seviyesinin üzerindeki fiyatlar Zarar Durdur seviyesi olarak belirlenerek, fiyatın bu seviyeyi görmesi durumunda pozisyonun otomatik olarak zararla kapatılmasını sağlar. Oyuncunun tahmininin tersi yöndeki piyasa hareketlerinden doğacak zarar sınırlandırılmış olur. Pozisyon açılırken ya da açıldıktan sonra girilebilir.

Kar Al (Take Profit): Oyuncunun bir pozisyondan beklediği karın elde edilmesi durumunda pozisyonun kapatılmasını sağlayan emir türüdür. Uzun pozisyonlar için pozisyon açılış seviyesinin üzerindeki, kısa pozisyonlar için açılış seviyesinin altındaki fiyatlar Kar Al seviyesi olarak belirlenir. Piyasada Kar Al fiyatı oluşması durumunda pozisyon otomatik olarak kar ile kapatılır. Oyuncular Kar Al seviyesini piyasada beledikleri fiyatın oluştuğu anı kaçırmamak amacıyla kullanırlar.

Takas (Swap): Aracı kuruluşlar tarafından müşterilere sunulan FOREX işlemleri kapsamında bu terim faiz oranı takasını (interest rate swap) anlatmaktadır. Aracı kuruluşun sunmuş olduğu kaldıraç olanağı nedeniyle oyuncular teminatlarından çok daha büyük pozisyonlar aldığından, pozisyonu oluşturan para birimleri arasındaki gecelik faiz oranı farkı oyuncudan tahsil edilir ya da ödenir. Baz para biriminin faizi yüksek olan bir döviz çiftinde uzun pozisyon almış bir oyuncu için gecelik takas miktarı pozitif olacak ve oyuncuya ödenecektir. Tersisi durumda ise faiz farkı oyuncudan aracı tarafından tahsil edilecektir.

Pip: Pip bir döviz çiftinin değerinin değişebileceği en küçük miktardır. Önemli para birimi çiftleri için geçmişte Pip değeri 0,001 yani 1/1000'dir.

Pipette: İşlem kaldıraç oranlarının artması ve FOREX piyasasının gelişmesi ile döviz çifti değerlemeleri virgülden sonra 5. basamak hassasiyetinde yapılmaya başlanmıştır. 0,00001 ya da 1/10000 değerine pipette adı verilmiştir (www.fxpro.com, erişim tarihi 13.04.2018)

Teknik İndikatör: Geçmiş fiyat verilerini kullanarak alım satım kararları verilmesine girdi oluşturacak çıktılar veren matematiksel formüllerdir. Pek çok teknik indikatör bulunmaktadır.

Açılış (Open): Döviz çiftinin belirli bir periyodun başlangıcındaki fiyatıdır.

Kapanış (Close): Döviz çiftinin belirli bir periyodun sonundaki fiyatıdır.

Yüksek (High): Döviz çiftinin belirli bir periyodun içinde ulaşılmış olduğu en yüksek fiyattır.

Düşük (Low): Döviz çiftinin belirli bir periyot içinde görmüş olduğu en düşük fiyattır.

Makas: Aracı kuruluşun alım (ask) ve satım (bid) fiyatları arasındaki farktır. İşlem hacmi büyük olan döviz çiftleri için bu fark 0,00010 kadar küçük olabilirken işlem hacmi düşük olan çiftler için daha yüksek olabilir (www.investing.com/currencies/usd-try-historical-data, erişim tarihi 23.04.2018). Bu makas aracı kuruluşun işlemlerden komisyon almak yerine uyguladığı bir ücretlendirme yöntemidir. Çok kısa süre içinde bir döviz çiftinin alınması ve satılması ile fiyat değişimi nedeniyle kar/zarar olmayacak ancak makas nedeniyle oyuncu hesabındaki miktar azalacaktır.

1.5 FOREX Piyasasının Tahmin Edilebilirliği

FOREX piyasası dahil olmak üzere bütün finansal piyasalardaki varlıkların fiyatının tahmin edilebilirliği 1970'lerde Eugene Fama'nın çalışmaları öncülüğünde araştırılmış ve hala araştırılmakta olan bir konudur. Piyasaların tahmin edilemeyeceğini öngören Etkin Piyasa Hipotezi ve karşıt görüşler olan Davranışsal Finans ile Dow Teorisi takip eden kısımlarda anlatılmıştır.

1.5.1 Etkin Piyasa Hipotezi

Eugene Fama 1970 tarihli, “Etkin Sermaye Piyasaları: Teori ve Ampirik Çalışmaların Gözden Geçirilmesi” başlıklı derleme makalesinde o güne dek konuyla ilgili yapılmış çalışmaları derleyerek bugün de hala kullanılmakta olan etkin piyasa hipotezinin temellerini atmıştır (Kumar ve Kamaiah, 2014). Bu makalede etkin piyasa, fiyatların her zaman mevcut bilgiyi yansıttığı piyasalar olarak tanımlanmıştır (Fama E. F., 1970). Piyasanın mevcut bilgiyi yansıtması, kamuya açık bütün bilgilerin anında piyasada fiyatlandığını, geçmiş fiyatların gelecek fiyatlar üzerinde etkisi olmadığını ve gelecek fiyatın sadece gelecekteki yeni bilgilere göre oluşacağını ifade etmektedir. Etkin Piyasa Hipotezi (EPH), piyasanın etkin olduğu durumda, her periyottaki getirilerin rasgele yürüyüş özelliği göstereceği ve devamlı olarak piyasanın üzerinde getiri elde edilemeyeceğini ifade eder.

Fama (1970) ve Karaşin (1987) tarafından piyasanın etkin olması için bazı koşullar tanımlanmıştır ve bu koşullar hala kabul görmektedir. Bunlar aşağıda verildiği şekilde sıralanabilir:

- Piyasada işlem yapan çok sayıda oyuncu olması ve hiçbirinin piyasayı etkileyecek gücü olmaması
- Varlıklarla ilgili bilgilerin hızlı ve düşük maliyetle oyunculara ulaşabilmesi, piyasanın fiyatları etkileyen faktörlerdeki değişimleri hemen yansıtması
- Piyasada likiditenin yüksek ve işlem maliyetlerinin düşük olması
- Piyasaların kurumsal yapısının gelişmiş olması
- Piyasanın düzenlemeler altında istikrarlı çalışabilmesi

Piyasaların temel görevi olan kaynakların dağıtımını açısından etkin olması, yatırım ve tüketim alanlarına en iyi şekilde dağıtmasını sağlayacaktır. Etkin piyasalarda finansal kaynaklar, onları en etkin biçimde kullanacak yatırımcılara aktarılabilir (Fama E. F., 1970).

Fama’ya (1970) Piyasa etkinliğinin üç türünü tanımlamıştır:

Zayıf Formda Piyasa Etkinliği (Weak-Form Efficient Market Hypothesis): Piyasadaki güncel fiyatların haberler, geçmiş fiyatlar gibi mevcut bütün güncel bilgiyi yansıttığı ancak satış miktarları, bilançolar, yeni anlaşmalar gibi herkesçe bilinmeyen

bilgileri yansıtmadığı piyasa durumudur. En düşük sevide etkin piyasa tanımı olsa dahi, EPH zayıf formda verimli piyasalarda, grafiksel yöntemler, teknik analiz gibi geçmiş fiyat verilerini baz alan analiz yöntemleriyle gelecek fiyatların tahmin edilerek piyasanın üzerinde getiri sağlanamayacağını savunur. Ancak finansal varlıkla ilgili herkesçe bilinemeyecek bilgilerin toplanarak analiz edilmesi yani temel analiz ile piyasa üzerinde getiri elde edilebilir.

Yarı Kuvvetli Formda Piyasa Etkinliği (Semistrong-Form Efficient Market Hypothesis): Bilanço, pay senetlerini ilgilendiren şirket haberleri gibi kamuya açıklanan bütün bilgilerin de piyasaya hızlı bir şekilde yansıdığı etkin piyasa türüdür. EPH, eğer piyasa bu durumdaysa ne teknik analiz ile ne de temel analiz ile piyasanın üzerinde getiri elde edilebilir. Ancak söz konusu finansal varlık ya da piyasa ile ilgili henüz halka açıklanmamış gizli bilgilere sahip olan kişiler piyasanın üzerinde getirir elde edebilir.

Kuvvetli Formda Piyasa Etkinliği (Strong-Form Efficient Market): EPH'nin bu formunun tanımına göre piyasa fiyatları finansal varlığa dair halka açık olmayan gizli bilgileri de hızlı bir şekilde yansıtmalıdır. Örneğin şirket ortaklarının şirketin gelecek aksiyonlarına dair bilgileri ya da sadece borsa çalışanlarının görebildiği bazı bilgilerin fiyatlara yansımış olması nedeniyle, tekel konumunda olan ya da ayrıcalıklı bilgiye sahip olan kişilerin bile piyasanın üzerinde getiri elde etmesi mümkün değildir. Bu formda etkinlik piyasalarda görülmemektedir ve ayrıcalıklı bilgiye sahip kişilerin piyasada yapabilecekleri işlemler düzenlemeler ile kısıtlanmıştır.

1.5.2 Etkin Piyasa Hipotezine Karşıt Görüşler

Etkin piyasa hipotezi, piyasalarda oluşan fiyatların yorumlanması ve tahmininde geniş 1960'ların sonu ile 1990'ların ortalarına kadar geniş kabul görmüş ve hakkında binlerce çalışma yapılmıştır (Kulalı, 2016). Etkin piyasa hipotezine karşıt görüşlerden en önemlileri davranışsal finans ve Dow Teorisidir. Bunlar devam eden kısımlarda anlatılmıştır.

1.5.2.1 Davranışsal Finans

Davranışsal Finans, Etkin Piyasa Hipotezi'nin temel varsayımı olan yatırımcıların rasyonel kararlar verdiği varsayımına karşı çıkmaktadır. Bu yaklaşım, ilk olarak Daniel Kahneman'ın 1973'teki çalışmalarıyla ortaya atılmış olup, finansal krizler gibi Etkin Piyasa Hipotezi'ne uygun olmayan olayların açıklanmasını hedeflemektedir. Yatırımcılar aynı bilgiye sahip olsalar dahi, söz konusu bilgiyi farklı yorumlayabilmekte ve farklı hareket edebilmektedirler (Tversky ve Kahneman, 1973). Yatırımcılar; mutlu ya da üzgün, iyimser ya da karamsar, aşırı ya da düşük reaksiyon vermelerine göre, yatırım süreçlerinde cesaretli ya da ürkek olabilmektedir. Ön yargılar ile birlikte duygular, rasyonel yatırım davranışlarını etkilemektedir.

1.5.2.2 Dow Teorisi

Bugün kullanılmakta olan teknik analiz yöntemlerinin temeli "Dow Teorisi" ne dayanır. Dow teorisinin kurucusu Modern Teknik Analiz'in atası olarak nitelendirilen Wall Street Journal'ın editörü Charles Dow'dur. Dow Teorisi, Charles Dow'un 1900'lerin başında yaptığı çalışmalardan temelini alır (Rosenbloom, 2011).

Dow Teorisi'ne paralel olarak, piyasalarda tekrarlayan yapıya sahip trendler görülür ve özellikleri şöyledir (www.integralforex.com.tr, erişim tarihi 14.04.2018):

1. Fiyatlar tüm bilgileri içermektedir ve başka varsayımlar kullanılmaz.
2. Piyasada 3 tip trend görülmektedir:
 - a. Ana trend: Yükseliş ve düşüş trendi olabilir. Yükseliş trendi oluşması için yeni oluşan fiyatlar eski fiyata göre yüksek olmalıdır. Yeni fiyatlar eski fiyatlara göre düşükse düşüş trendi vardır. Süreleri bir yıl ile birkaç yıl arasında olan trendlerdir.
 - b. İkincil Trend: Ana trendlerin içinde oluşan trendlerdir. Ana trend bozulmadan, o trendin içinde daha kısa süreli düşüş ve yükseliş trendleri görülür. Süreleri bir ile birkaç ay arasındadır. Fiyat aralığı ana trendin üçte biri ile üçte ikisi arasındadır.
 - c. Küçük Trend: İkincil trendlerin içinde görülen kısa vadeli trendlerdir.

3. Piyasa ile ilgili bir yargıya varmak için endeksler, teknik göstergeler ve hareketli ortalamalar birbiri ile tutarlı olmalıdır. Bir trendin onaylanması için farklı endekslerde aynı trendin görülmesi gerekmektedir.
4. Bir trendin içinde bulunduğu kesinleşmesi için işlem hacimlerinin trendi onaylaması gerekmektedir. Bir trend içinde işlem hacmi düşüyorsa trendin sonlanma olasılığı yüksektir.

Dow Teorisi yükseliş ve düşüş trendlerin aşamalarıyla ilgili özelliklerden de bahseder. Yükselen trendlerin ilk aşaması, kötü piyasa koşullarında uzun vadede olumlu bakış açısı olan yatırımcıların alım yapmasıyla başlar. İkinci aşamada ekonominin iyileşmesiyle şirket karları artar ve piyasa cazip hale geldiğinden daha fazla yatırımcı alım yapar. Son aşamada piyasa koşulları iyidir ve başlangıç aşamasında alım yapmış olan yatırımcılar yüksek fiyatlardan satım yapmaya başlar. Düşen trendin başlaması kar satışları yapan yatırımcılar ile olur. Ekonomi kötüye gittiği için şirket karlılıkları düşer ve daha çok satış olarak piyasadaki fiyatlar düşer. Son aşamada panik ile çok düşük fiyat seviyelerinden satışlar yapılmaktadır (Rosenbloom, 2011).

1.5.3 Etkin Piyasa Hipotezi ile İlgili Yapılmış Çalışmalar

Etkin Piyasa Hipotezi ile ilgili birçok çalışma literatürde yer almaktadır. Bunlar içinden FOREX piyasasının etkinliği ile ilgili olanlar aşağıda anlatılmıştır.

Kwon, Lenskiy ve Koneva (2012) yaptıkları çalışmada sermaye piyasaların uzun dönem bağımlı (long-range dependent) yapısını dikkate alarak döviz kuru değişimlerini öngörmüştür. Uzun dönem bağımlılık, otokorelasyon katsayısının gecikmenin üssü ile azalmasıdır ve değişkenin şu anki değerinin geçmişteki bütün değerlerinden etkilendiğini gösterir. Ölçek üssü uzun dönem bağımlılığın varlığını ve karakterini gösteren bir katsayıdır. Yazarlar ölçek üssünü kullanarak alım satım kararları veren bir işlem algoritması tasarlayarak test etmiştir. Çalışmada USD, EUR, GBP, CAD (Kanada Doları), AUD (Avustralya Doları), NZD (Yeni Zelanda Doları), SGD (Singapur Doları) para birimlerinin 1 ila 2.5 milyon arası dakikalık verisi kullanılmıştır. Kar getiren sonuçlar alınmış olsa da işlem maliyetlerinin hesaba katılmamasının sonuçları etkileyebileceğine dikkat çekilmiştir. Ancak geçmiş

fiyatların kullanılarak karlı sonuçlar elde edilmesi etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığına ilişkin bir sonuçtur.

Etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığına ilişkin bir çalışma Zhang (1999) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada FOREX piyasasının rastsallığı entropi kavramı ile ölçülmüş ve piyasanın tam olarak rastsallığa sahip olmadığı gösterilmiştir. Bunun sebebi piyasa oyuncularını içinde spekülörlerin dışında kalan grubun rastsallıktan uzak işlemler yapması gösterilmektedir. Etkin piyasa hipotezinin geçerli olması için FOREX piyasasında oluşan fiyatların rastsal olması gerektiğinden, bu çalışma ile etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığı sonucuna varılmıştır.

Yao ve Tan (2000) FOREX piyasası verimliliğini test etmek için yapay sinir ağlarını kullanarak piyasa tahmini yapmışlardır. Geniş piyasa verisi ve bilgisi kullanılmadan karlı sonuçlar elde edildiği için etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığı sonucuna varılmıştır.

Gelişmekte olan Avrupa ülkeleri FOREX piyasalarının etkinliği konusunda Kumar ve Kamaiah (2014) Bulgaristan, Hırvatistan, Çek Cumhuriyeti, Macaristan, Polonya, Romanya, Rusya, Slovakya ve Slovenya'yı içeren 9 gelişmekte olan Avrupa ülkesi döviz kurlarını incelemiştir. İncelenen 9 ülke kurundan 6'sı için FOREX piyasasının etkin olmadığı sonucuna varılmıştır.

Türk Lirası USD ve EUR karşısındaki kurlarının piyasa etkinliği Berke, Özcan, ve Dizdarlar, 2014 tarafından 2006 ve 2013 yılları arası için araştırılmış ve etkin piyasa hipotezinin zayıf formda geçerli olduğu bulunmuştur. Yarı güçlü formda etkinlik yoktur ve piyasa etkinliğinin bir başka göstergesi olan forward kur yansızlık hipotezi de geçerli değildir.

Türk Lirası üzerinde Gözbaşı, Kuçükkaplan ve Nazlıoğlu (2014) tarafından yapılan bir başka çalışmada USD/TL ve EUR/TL kurlarının 2005 ve 2013 arasındaki değerleri ile piyasa etkinliği araştırılmıştır. Birim kök testi ile zayıf formda etkin piyasa hipotezinin geçerli olduğu gösterilmiş olduğu halde, Berke ve diğerlerinin (2014) çalışmasında olduğu gibi yarı-güçlü formda piyasa etkinliği bulunmamıştır. Forward kur yansızlık hipotezi geçerli değildir ancak USD/TL'nin uzun dönem denge seviyesine ulaşma hızı EUR/TL'ninkinden yüksektir.

Bir başka gelişmekte olan ülke örneği olarak Uganda milli para birimi kuru 1994 – 2012 arasında Katusiime, Shamsuddin ve Agbola (2015) tarafından incelenmiştir. Birkaç kısa periyot dışında etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığı bulunmuştur. Yazarlar tarafından oluşturulan alım-satım kurallarıyla al-tut stratejisine göre üstün sonuçlar elde edilebilmiştir. Piyasa etkinliğinin etkin piyasalar hipotezi ile değil, uyarlanırlar piyasalar hipotezi ile uyumlu olduğu değerlendirilmiştir.

Moosa ve Burns (2014) çalışmalarında, çeşitli yöntemlerle finansal varlık fiyat tahmini yaparak karlı sonuçlar elde edilen ve böylece etkin piyasa hipotezinin geçersizliğini iddia eden çalışmaları eleştiren bir yaklaşımda bulunmuşlardır. Moosa ve Burns (2014) karesel ortalama hata ölçütüyle, rasgele yürüyüşün üzerinde getiri sağladığını iddia eden yöntemlerin iki nedenle yanlış olduğunu savunmaktadır. Birincisi bu şekildeki çalışmaların çoğunun karesel ortalama hataların dağılımını kullanarak hipotez testi yapmamış olmasıdır. İkincisi istatistiki olarak kayda değer bir ortalama kare hata bazlı başarı elde edilmiş olursa bile bunun da bir rasgele yürüyüşten kaynaklandığıdır. Ancak yazarlar klasik parasal modelin rasgele yürüyüşten, karesel ortalama hata değil, fiyatların değişim yönü ve karlılık açısından üstün olduğunu göstermiştir.

1.6 FOREX Piyasası Analiz Yöntemleri

FOREX piyasasını analiz etmek ve gelecekteki değişimleri tahmin etmek için Temel Analiz ve Teknik Analiz olmak üzere iki yaklaşım bulunmaktadır. Bu yaklaşımlar takip eden bölümlerde anlatılmıştır.

1.6.1 Temel Analiz

Kar elde etmek amacıyla finansal varlık fiyatlarının önceden tahmin edilmesi amacıyla kullanılan yöntemlerden biri temel analizdir. Bu yöntemde ülke ve firma bilgileri, muhasebe tabloları, makroekonomik göstergeler gibi çeşitli ve geçmiş fiyatların direkt olarak kullanılmadığı ölçütler değerlendirilerek gelecek finansal varlık fiyatları belirlenmeye çalışılır. Yatırımcılar, özellikle de uzun vadeli işlem yapanlar, temel bilgileri kullanarak pozisyon alırlar. Devletlerin açıkladığı ekonomik göstergelere ek olarak yatırımcıların güvenini kazanmış kuruluşların açıkladıkları veriler de finansal varlık fiyatlarını etkilemektedir (Viliam Vajda, 2015).

Döviz kurunu etkileyen temel analiz bilgileri aşağıdaki gibidir (Dicks, 2010):

1. Ekonomik büyüme: Ekonomik büyüme her çeyrek yayınlanan Gayri Safi Milli Hasıla (GSMH) ile ölçülür. Büyüyen bir ekonomi, tüketimin ve yatırımların artması sebebiyle ülke para birimine olan talebin artmasına ve böylece değerinin artmasına yol açar. Büyümenin artmasının ülke para birimi lehine, azalması ise aleyhine etkisi olur.
2. Enflasyon: Enflasyonun yüksek olması genel fiyat seviyesinin yükseldiğini, bu nedenle ülke para biriminin değer kaybettiğini gösterir. Beklenenden yüksek gerçekleşen enflasyon ülke para biriminin değer kaybetmesine yol açar. Ancak, enflasyon faizlerin yükselmesine ilişkin beklentiyi artıracığı için dolaylı olarak kur üzerinde ters yönlü etkiye de bulunabilir.
3. Dış Ticaret Dengesi: Dış ticaret için döviz kullanıldığından, dış ticaret dengesi döviz arz ve talebi üzerinde etkilidir. Dış ticaret açığı olduğunda yabancı para talebi artacağından ülke para birimi değer kaybeder. Bu durum ihracatın daha karlı hale gelerek desteklenmesine, ithalatın ise daha pahalı hale gelerek azalmasına sebep olur.
4. İşsizlik: Bir ülkede işsizliğin azalması hem hane halkı gelirinin artacağını hem de ekonominin genel olarak iyi olduğunu gösterdiği için ülke para biriminin değerlendirilmesine sebep olur.
5. Pay Piyasaları: Kur değişimi ile pay piyasası arasında korelasyon bulunmaktadır. Uluslararası yatırımcılar bir ülkenin pay piyasasına yatırım yaptığında ülke para birimine olan talep artar ve kur ülke para birimi lehinde yükselir.

Faiz oranı da döviz kurunu etkilemektedir. Faiz oranı kurun üzerinde olumlu ya da olumsuz etki gösterebilir. Yüksek faiz yabancı yatırımı çekerek yerel para birimini güçlendirecektir. Gelişmekte olan ülke para birimleri yüksek faiz spekülâtif yatırımcıları çektiği için faiz ile doğru orantılı olarak değerlendirilir. Çünkü yatırımcılar yüksek faiz veren para birimini tutarak ve düşük faiz veren para birimini satarak taşıma işlemleri (carry trade) yöntemi ile kar elde etmeye çalışırlar (Korczak, Hernes, ve Bac, 2016).

Temel ekonomik göstergeler ile elle tutulmayan değerler de temel analizde dikkate alınır. Örneğin şirketlerin temel analizi için Stanfield (1999), geleneksel muhasebesel yöntemlerle birlikte yeni değer ölçütlerinin de temel analize dahil edilmesi gerektiğini savunmuştur. Bunun nedeni olarak yatırımcıların algıladığı değer ile muhasebe değeri arasındaki farkı gösterir. Yatırımcıların firmanın elle tutulmaz değerlerinin sektör, endüstri ve genel ekonomi üzerindeki etkilerini göz önüne alması gerektiğini ifade eder. Bu bağlantılar firmanın cirosunu, karını ve nakit akışlarını elle tutulmayan varlıklarını kullanarak nasıl elde ettiğinin yatırımcı tarafından anlaşılmasına yardım eder.

Denge, temel analizin ana varsayımdır. Herhangi bir zamanda bir döviz kuru ticaret ve yatırımdan kaynaklanan akışları dengeleyecek bir seviyede olmalıdır. Piyasa riskindeki değişimler piyasanın denge noktasının altında ya da üstünde bir kur oluşmasına sebep olabilir (Kritzer, 2012). Teknik analizden farklı olarak temel analiz aynı yöntemi kullanan yatırımcılar arttıkça daha az karlı hale gelmez. Eğer piyasa dinamikleri faizi yükseltirse döviz kuru da aynı oranda etkilenecektir. Bu durum, birçok kişi farkında olsa bile değişmeyecektir (Korczak ve diğerleri, 2016).

1.6.2 Teknik Analiz

Teknik analiz geçmiş fiyat bilgilerinin kullanılarak gelecek fiyatların tahmin edilmesine dayanır (Jose Alvarez-Ramirez, 2004). Temel analiz daha uzun vadeli tahminler yapılmasına olanak sağlarken, teknik analiz kısa vadeli fiyat hareketlerinin de analiz edilmesi için kullanılabilir. Teknik analiz için döviz fiyatlarının zaman içindeki değişimlerini gösteren grafikler kullanılır ve daha çok grafik kullanılarak daha iyi tahminler yapılabilir (Bickford, 2007)

Teknik analiz FOREX piyasası analizi için en sık kullanılan yöntemdir. Teknik analiz ile ortaya çıkan tahminlere göre işlem yapılmasının bazı spekülatif piyasalarda devamlı olarak kazanç sağlayabildiği gösterilmiştir (Krishnan & Menon, 2009)

Teknik analiz grafik analizi, döngü analizi, trend analizi, hareketli ortalamalar, momentum göstergeleri, işlem hacmi göstergeleri gibi çeşitli teknikler kullanılarak yapılır. Genellikle matematiksel olarak ifade edilenler akademik çalışmalarda

kullanılır (Park ve Irwin, 2007). Teknik analiz yöntemlerinin bir listesi Tablo 3 ile verilmiştir.

Tablo 3: Teknik Analiz Yöntemleri

<p>Grafik analizi</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ Bar Grafik ○ Mum Grafik ○ Nokta grafikleri ○ Grafik örüntüleri ○ Destek ve direnç seviyeleri 	<p>Döngü analizi</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ Genlik ○ Uzunluk ○ Faz ○ Harmonikler ○ Eşzamanlılık ○ Sağa ve sola hareketler
<p>Momentim İndikatörleri</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ Değişim oranı ○ Bağlı güç endeksi ○ Stokastik ○ Hareketli ortalama yakınsama uzaksama (MACD) ○ Emtia kanalı endeksi 	<p>İşlem hacmi indikatörleri</p> <ul style="list-style-type: none"> ○ Denge Hacmi ○ Hacim Toplayıcı

Teknik analiz konusunda yapılan çalışmaların örneklerinden biri Cowles (1933) tarafından yapılan çalışmadır. Bu çalışmada teknik analiz ile isabetli tahminler yapılabileceğini savunan Dow Teorisinin karşıtları olan Wall Street Journal gazetesinin yazarlarının verdiği hisse senedi tavsiyeleri ile al-tut stratejisinin başarımları karşılaştırılmıştır. 1928 ile 1932 tarihleri arasında al tut stratejisinin esasen temel analiz sonuçları olan gazete yazarlarının tavsiyelerinden üstün sonuçlar elde ettiği ortaya konmuştur.

1960’larda filtre kuralları, hareketli ortalamalar, kar al / zarar durdur emirleri, kanallar, momentum salıncıları, bağlı güç endeksi gibi teknik analiz yöntemleri kullanılarak pay senedi getirilerinin tahmin edilebilirliği araştırılmıştır. Alexander (1964), Fama ve Blume (1966) filtre kuralları ile; Cootner (1962), Van Horne ve

Parker (1967,1968) ve James (1968) hareketli ortalama indikatörleri ile, Levy (1967) bağıl güç endeksi indikatörü ile pay senedi piyasası getirilerinin öngörülebilirliğini ve al-tut stratejisine göre başarımlarını araştırmış, karışık sonuçlar almışlardır.

Bu çalışmaların önemli kısıtları vardır. Öncelikle limitli sayıda ve belirli alım satım stratejileri denenmiştir. İkinci olarak istatistiki olarak önemlilik testleri uygulanmamıştır. Üçüncü olarak risk-getiri ödünleşimi hesaba katılmadığından rastgele yürüyüş hipotezi yanlış olarak reddedilmiş olabilir. Dördüncü, veri seçme yanlılığı (iyi sonuç verecek zaman periyodu için sonuçların sunulması) karşı önlemleri alınmamıştır. Beşinci olarak genellikle eğitim veri kümesinde yer almayan yeni veriler ile örneklem dışı test yapılmamıştır (Park ve Irwin, 2007). Halbuki, örneklem dışı test tahmin modellerinin önemli ve en güvenilir test aracıdır (Campbell, 2008).

Teknik analize dayalı alım satım sistemleri konusunda daha sonra yapılan akademik çalışmalar, önceki çalışmaların kısıtlarını aşmış ve ekonometrik yöntemlerini geliştirmiştir. Uygun istatistiki testler yapılması, riske göre ayarlama yapılması, örneklem dışı test ve geçerleme yapılması, işlem maliyetlerinin göz önüne alınması ve veri seçmenin engellenmesi gibi yöntemlerden en az bir tanesi sonraki çalışmalarda kullanılmıştır. Böylece Brock ve diğerleri (1992), finansal zaman serileri normal dağılıma sahip olmadığında konvansiyonel istatistiki yöntemlerin kısıtlarını giderecek bootstrap prosedürünü kullanarak teknik analiz literatüründe önemli bir çalışma yapmışlardır. Kendi modellerini geliştirerek ve önceden var olan modellerle karşılaştırmalar yaparak kendi modellerinin özellikle alım sinyallerinde al-tut stratejisine ve diğer modellere göre üstün olduğunu göstermişlerdir.

Takip eden kısımlarda teknik analizin araçları olan grafikler, trend, destek ve dirençler ile teknik göstergeler anlatılmıştır.

1.6.2.1 Grafikler

Bir finansal ürün için geçmiş fiyatların işlem hacmi ile birlikte grafik olarak görselleştirilmesi, geçmiş fiyatlar ile anlık durumun karşılaştırılabilmesi açısından teknik analiz için önemli bir araçtır.

Grafiklerde geçmiş fiyatlar, dakikalık, saatlik, günlük, haftalık, aylık gibi seçilebilen periyotlarda çizdirilebilir. Her periyot için grafik açılış, kapanış, en yüksek

ve en düşük fiyatların hepsini gösterebileceği gibi sadece birini de gösterebilir. Çeşitli grafikler ve özellikleri devam bölümlerde anlatılmıştır.

Grafiklerin yatay eksenini zamanı gösterir ve her bir bölümü seçilen periyoda eşittir. Dikey eksen ise finansal ürünün fiyatını gösterir, doğrusal ya da logaritmik ölçekte olabilir. Logaritmik ölçek özellikle geniş zaman aralıklarında büyük değişimler geçirmiş fiyatların daha dar bir alanda gösterilmesi için faydalıdır.

Çizgi grafik, bar grafik ve mum grafik olmak üzere üç çeşit grafik bulunmaktadır ve bunlar devam eden kısımlarda açıklanmıştır.

1.6.2.1.1 Çizgi Grafik

Çizgi grafik, seçilen periyot içinde finansal ürünün açılış, kapanış, en yüksek, en düşük fiyatlarından sadece birinin grafik üzerinde bir nokta olarak gösterilmesi ve noktaların birbirine çizgiler ile bağlanmasıyla oluşturulur. Periyot içi değişimleri göstermediği için özellikle kısa vadeli verilere bakılırken yani bir dakika saat ya da gün içi değişimler önemli olduğunda, yetersiz kalabilir (Ponsi, 2016). USDTRY çifti için 1 günlük periyot ile örnek bir çizgi grafik Şekil 4 ile verilmiştir.



Şekil 4: Çizgi grafik örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)

1.6.2.1.2 Bar Grafik

Finansal piyasaların görselleştirilmesinde yaygın kullanılan grafiklerden biridir. Periyot içinde oluşan en yüksek ve en düşük fiyat seviyesinin birleştirilmesiyle oluşan

dikey çizgi, açılış ve kapanış fiyatlarının ise kısa yatay çizgilerle işaretlendiği grafik türüdür. Açılış fiyatı sola doğru, kapanış fiyatı sağa doğru çizilir (Ponsi, 2016). USDTRY çifti için 1 günlük periyot ile örnek bir bar grafik Şekil 5 ile verilmiştir.



Şekil 5: Bar grafik örneği ((Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)

1.6.2.1.3 Mum Grafik

Forex işlemleri yapılan platformlarda fiyat geçmişi mum grafikler ile gösterilir. Grafiği oluşturan barların şekli mum ve fitile benzediği için bu şekilde adlandırılmıştır. Barın üstündeki çizginin başlangıç noktası Yüksek fiyatı, altındaki çizginin bitiş noktası Düşük fiyatı, barın başladığı ve bittiği seviyeler Açılış ve Kapanış fiyatlarını vermektedir. Barın rengine göre alttaki ya da üstteki noktanın açılış ya da kapanış olduğu anlaşılır (Ponsi, 2016). Şekil 6 ile verilen örnekte Amerikan Doları – Türk Lirası döviz çiftinin 8 Aralık 2017 tarihi için fiyat seviyeleri verilmiştir. Burada Açılış 3,85979, Yüksek 3,87226, Düşük 3,82634, Kapanış 3,83049 olarak görülmektedir. Bar renginin beyaz olması bu gün içinde Kapanış fiyatının açılış fiyatından yüksek olduğunu göstermektedir.



Şekil 6: Mum grafik örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)

1.6.2.2 Trend, Destek ve Dirençler

Teknik analizin dayandığı Dow Teorisi'nin önemli bileşenlerinden biri fiyatların trendler içinde hareket ettiğidir. Trend, fiyatların rastgele hareket etmediğini, belirli bir genel yönde salınımlarla değiştiğini ifade etmektedir. Trendleri belirlemek için grafikler üzerine fiyat değişimleri doğrultusunda çizgiler çizilir. Bu çizgiye trend çizgisi denir. Trendin varlığından söz etmek için fiyatların grafik üzerindeki iki nokta arasında çizilen doğrunun üstünde ya da altında olması gerekir (Michalowski, 2011). Trend ve trend çizgisi örneği grafik üzerinde Şekil 7 ile verilmiştir.



Şekil 7: Trend çizgileri örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)

Trendler zamana bağılı olarak kısa, orta ve uzun süreli olarak kategorize edilir. Kısa süreli iki hafta ile iki ay arasında, orta süreli üç hafta ile altı ay arasında, uzun vadeli altı aydan başlayıp bir yıldan uzun süreli anlamına gelmektedir.

Destek ve direnç, fiyatın gitmekte olduğu yönde duraksayacağı tahmin edildiği fiyat seviyeleridir (Michalowski, 2011). Destek düşmekte olan fiyatın yoğun talep ile karşılaşarak daha fazla düşmeyeceği varsayılan fiyat seviyesidir. Direnç, yükselmekte olan fiyatın düşük arz görerek daha fazla düşmeyeceği varsayılan fiyat seviyesidir. Kısaca destek ve direnç seviyeleri arz ve talebin dengeleneceği öngörülen fiyat seviyeleridir. Destek ve direnç seviyelerinin örneği Şekil 8 ile verilmiştir.



Şekil 8: Destek ve direnç seviyeleri örneği (Kaynak: Metaquotes Software Corp, 2018)

1.6.2.3 Teknik Göstergeler

Teknik göstergeler geçmiş periyotlarda görülen açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük fiyat seviyelerinin ve işlem hacimlerini kullanılarak gelecek fiyat yönüne ilişkin bilgi edinilmesini amaçlayan matematiksel fonksiyonlardır (Rosenbloom, 2011). Birçok teknik gösterge tanımlanmış ve teknik analizciler tarafından benimsenerek kullanılmıştır. FOREX piyasası aracı kuruluşların müşterilerine sağladığı işlem

platform yazılımlarında önceden tanımlı olarak bulunurlar ve fiyatların gösterildiği grafik üzerinde gösterge çıktılarının gösterilmesi de mümkündür. Teknik göstergeler; hareketli ortalamalar, kısa vadeli göstergeler, orta vadeli göstergeler ve işlem hacmi göstergeleri olarak gruplanabilir. Bu gruplar içinde yer alan teknik göstergeler takip eden bölümlerde açıklanmıştır.

1.6.2.3.1 Hareketli Ortalamalar

Hareketli ortalama belirli bir periyot sayısındaki geçmiş verinin ortalamasının alınmasıdır. Yeni fiyat verisi oluştuğunda ortalamaya dahil edilir ve en eski fiyatlar ortalamadan çıkarılarak ortalaması alınan periyot sayısı sabit tutulur (Chen, 2010).

Hareketli ortalama, fiyat verisi çizgisindeki iniş çıkışları azaltarak trendin daha iyi görülmesini sağlar (Michalowski, 2011). Basit, ağırlıklı ve üssel olmak üzere üç çeşit hareketli ortalama vardır.

1.6.2.3.1.1 Basit Hareketli Ortalama

Bu yöntemde ortalamaya katılan fiyatlar yeni ya da eski olmasına bakılmaksızın eşit ağırlıklarla değerlendirilir. Seçilen periyot sayısı kadar fiyatın toplanarak gün sayısına bölünmesi ile bulunur.

$$BHO = (P_1 + P_2 + P_3 + \dots + P_n) / n$$

Burada BHO basit hareketli ortalama, P_k son periyottan k periyot önceki kapanış fiyatı, n seçilen periyot sayısıdır (Chen, 2010).

1.6.2.3.1.2 Ağırlıklı Hareketli Ortalama

Daha yakın zamandaki fiyatların daha önemli olduğu varsayımıyla, son periyoda yaklaştıkça oluşan fiyatların ortalama içindeki etkisinin daha fazla olması istendiğinde kullanılır. Ortalamanın hesaplandığı andan geriye gittikçe doğrusal olarak azalan bir ağırlıklandırma ile hareketli ortalama hesaplanır. AHO, ağırlıklı hareketli ortalama olmak üzere formülü aşağıdadır (Chen, 2010):

$$AHO = [n.P_1 + (n-1).P_2 + (n-2).P_3 + \dots + 1.P_n] / [n + (n-1) + (n-2) + \dots + 1]$$

1.6.2.3.1.3 Üssel Hareketli Ortalama

Üssel hareketli ortalama hesabında ortalama alınacak gün sayısı belirlendikten sonra 2'nin buna bölünmesi ile üssel ortalamanın katsayısı bulunur. Üssel ortalama

alınan ilk gün için kapanış fiyatından basit hareketli ortalama çıkarılarak katsayı ile çarpılır ve basit hareketli ortalamaya eklenir. Sonraki günler için basit hareketli ortalama yerine önceki günün üssel ortalaması kullanılır. ÜHO üssel hareketli ortalama olmak üzere formülü hesaplama yöntemi aşağıda verilmiştir (Chen, 2010):

$$\ddot{U}HO1 = (2 / (n+1)). (P-BHO) + BHO$$

$$\ddot{U}HO2 = (2 / (n+1)). (P-\ddot{U}HO1) + \ddot{U}HO1$$

1.6.2.3.2 Kısa Vadeli Göstergeler

Kısa vadeli göstergeler kısa vadeli fiyat değişimlerinden yararlanılarak işlem yapılması amacıyla kullanılır. Kısa vadeli göstergelerden bazıları aşağıda açıklanmıştır (Ponsi, 2016).

Stokastik gösterge: Belirli bir dönemdeki kapanış fiyatlarının o dönem içindeki işlem aralığına göre konumunun bir ölçütüdür. Belirli bir dönem içindeki en düşük kapanış fiyatı ile bugünkü kapanış fiyatı ve aynı dönem içinde en düşüklerin en düşük değeri ile en yükseklerin en yüksek değeri arasındaki ilişkiden yararlanır. Kapanış fiyatları günün en yüksek fiyatında veya ona yakın oluşursa fiyatların daha da yükseleceği gözlemlerden anlaşılır. Aynı şekilde kapanış fiyatının günün en düşük değerlerine yakın yerde gerçekleşmesi de fiyatın gelecekte daha aşağı ineceğini işaret eder.

Williams %R: Aşırı alım nedeniyle yükselen ya da aşırı satım nedeniyle düşen fiyatların belirlenmesinde kullanılır. Bugünkü kapanışın ile belirli bir dönem içindeki en yüksek fiyatın farkının, o dönemde görülen en yüksek ve en düşük değer arasındaki fark ile oranıdır.

Momentum: Bugünün kapanışı ile belirli bir sayıdaki periyot önceki kapanışın oranıdır. Fiyatların ne hızla değiştiğinin bir göstergesidir.

Bağlı Güç Endeksi: Geçmişte yükseliş ve düşüş yaşanan periyotların sayısını ve değişimlerin boyutlarını kullanan bir göstergedir. Artışlar ve azalışlar arasındaki güç farkını ortaya koyar.

1.6.2.3.3 Orta Vadeli Göstergeler

Fiyat grafikleri üzerinde bir ay ile bir yıl arasında süren trendlerin ortaya konmasını sağlayan grafiklerdir (Ponsi, 2016). Bazı orta vadeli göstergeler aşağıda açıklanmıştır.

Fiyat Göstergesi: Kısa vadeli bir hareketli ortalama ile uzun vadeli bir hareketli ortalama arasındaki farkın, kısa vadeli hareketli ortalamaya bulunması ile bulunur. Böylece yakın dönemde oluşan fiyatların uzun dönemli ortalamadan ne kadar saptığına ilişkin bir gösterge elde edilir.

MACD: Hareketli Ortalama Yakınsama Uzaksama (Moving Average Convergence Divergence) ifadesinin kısaltmasıdır. Fiyat göstergesine benzer bir göstergedir. 12 günlük üssel hareketli ortalama ile 26 günlük üssel hareketli ortalama arasındaki farktır.

Volatilite: Fiyatlardaki oynaklığı tespit etmek amacıyla kullanılır. Basit hareketli ortalama ile kapanış fiyatı arasındaki farkın standart sapması olarak hesaplanır.

Yönlü Hareket: yönlü hareket, trendin devamlılığının değerlendirilmesi için kullanılır. Son periyottaki işlem aralığının, bir önceki işlem aralığı dışında kalan kısımdır. Son periyottaki en yüksek fiyat, bir önceki periyottakinden yüksek ise + yönlü hareket; son periyottaki en düşük fiyat, bir önceki periyottakinden düşük ise – yönlü hareket mevcuttur. İkisi birden olmuşsa, genliği büyük olan farkın yönünde hareket olduğu kabul edilir. Hiç biri olmamışsa yönlü hareket yoktur (Tsang, Tao, & Ma, 2016).

1.6.2.3.4 İşlem Hacmi Göstergeleri

İşlem hacmi piyasa fiyatlarının değişimini öngörmek için kullanılabilir. Fiyatlar yükselirken hacmin de artıyor olması o fiyat seviyesindeki talebin yüksek olduğunu gösterir. Fiyatlar düşerken hacmin azalması o fiyat seviyesindeki satıcıların az olduğunu gösterir ve düşüşün devam etmeyeceği yorumu yapılabilir. Benzer yorumlar fiyatın ve hacmin farklı değişimler gösterdiği durumlar için yapılabilir (Michalowski, 2011).

İKİNCİ BÖLÜM

VERİ MADENCİLĞİ, MAKİNE ÖĞRENMESİ VE FİNANSAL VARLIK TAHMİNİ İÇİN KULLANIMLARI

Veri madenciliği genel olarak büyük miktarda veri içinden anlamlı bilgilerin bulunması sürecidir. Makine öğrenmesi ise veri madenciliği yöntemlerini kullanarak detaylı programlama gerekmeden kendi kendine belirli bir işlevi deneyim ile gittikçe daha iyi şekilde yerine getiren sistemlerin oluşturulmasına yönelik yöntemlerdir. Veri madenciliği ve makine öğrenmesi finansal piyasaların gelecek fiyat hareketlerini tahmin etmek için kullanılabilir. Özellikle finansal piyasalarda her saniye büyük miktarda verinin oluşması, bu verilerin işlenmesi için veri madenciliği yöntemlerinin kullanılmasını avantajlı hale getirir. Takip eden kısımlarda veri madenciliğinin ve makine öğrenmesinin detayları açıklanmış ve bunların literatürdeki finansal piyasa tahminine yönelik uygulamalarına yer verilmiştir.

2.1 Veri Madenciliği ve Yöntemleri

Veri Madenciliği (Data Mining), büyük miktarda veri içinden, gelecekle ilgili tahmin yapmamızı sağlayacak bağıntı ve kuralların aranmasıdır. Daha önceden bilinmeyen, geçerli ve uygulanabilir bilgilerin geniş veritabanlarından elde edilmesi ve bu bilgilerin işletme kararları verilirken kullanılmasıdır. Büyük ölçekli veriler arasından değeri olan bir bilgiyi elde etme işidir (Ergün, 2017). Veri madenciliği karar verme desteği, hedef pazar araştırması, rekabet analizi, finansal varlık fiyat tahmini, sahtekarlıkların saptanması, belgeler arası benzerliklerin bulunması gibi amaçlarla kullanılabileceği gibi bilim alanında da astronomi, biyoinformatik, ilaç keşfi gibi birçok alanda uygulanabilir.

Veri madenciliği, insan beyni tarafından işlenemeyecek boyutlarda veri içinden anlamlı sonuçlar elde edebilme gücü sağladığı için finansal piyasalar alanında cazip uygulama alanlarına sahiptir. Finansal piyasalarda oluşan devasa boyutlardaki veri, veri madenciliği yaklaşımları için uygun girdi sağlamaktadır. Başarılı şekilde çalışan ve piyasa verileri ve haberler gibi diğer verileri birlikte değerlendirerek tutarlı tahminlerde bulunan modeller neredeyse sınırsız kar olanağı sunduğu gibi, ekonomi

ve finansal piyasalarda henüz açıklanamamış olgulara çözümlene yeteneğine sahip olabilir.

Berry ve Linoff'a (1997) göre, veri madenciliği otomatik ya da yarı otomatik yöntemlerle büyük miktardaki verinin anlamlı örüntüler ve kurallar bulunması amacıyla keşfi ve analizidir. Uygulamada veri madenciliği veriden geçerli, anlamlı, kullanılabilir, bilinmeyen ve anlaşılır bilginin elde edilmesidir. Veri madenciliğine ilişkin bazı özellikler aşağıda verilmiştir.

Süreç olma: Veri madenciliği hazır olarak alınıp kullanılan bir araç değildir. Eldeki veriye özel olarak uygulanan tekniklerin oluşturduğu bir süreçtir.

Geçerlilik: Veri madenciliği sonucunda elde edilen bilgi doğru ve istatistiki olarak önemli olmalıdır. Geçerlilikle birlikte bütünlük de önemlidir. Veri tabanından elde edilen bilgi, veri içinde olan bilginin tümünü yansıtmalıdır.

Kullanılabilirlik: Elde edilen bilgiler amaca uygun olarak kullanılabilir olmalıdır. Örneğin iş dünyasındaki bir veri madenciliği sürecinin çıktısı, rakiplere göre avantaj sağlayan bir bilgi olmalıdır.

Bilinmeyenlik: Veri madenciliği daha önceden bilinmeyen bilgileri ortaya çıkarmalıdır.

Anlaşılabilirlik: Veri madenciliğinin çıktıları uygulama alanındaki kavramlarla açıklanabilir olmalıdır. Örneğin satış alanında yapılan bir uygulamada müşterilerle ilgili ortaya çıkan bilgilerin işe ait kavramlarla açıklanabilmesi gerekmektedir.

2.1.1 Veri Madenciliği Süreci

Yukarıda tanımı ve özellikleri verilmiş olan veri madenciliği bir süreç olarak ele alınır. Veri madenciliği sürecinde tamamlanması gereken aktiviteler şöyle sıralanır (Berry & Linoff, 1997):

1. Analizin amaçlarının tamamlanması
2. Verinin toplanması ve ön işlemden geçirilmesi
3. Veri madenciliği teknikleri kullanılarak verinin kıymetli bilgiye dönüştürülmesi

4. Yorumlama ve sonuçlara varılması

SPSS Clementine adlı ticari veri madenciliği uygulaması CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) metodolojisini geliştirmiştir. Bu metodolojiye göre veri madenciliği süreci 6 aşamadan oluşur (IBM Knowledge Center, 2018):

1. Konunun anlaşılması: Bu aşamada verinin konusu anlaşılmalı ve veri madenciliğinin amaçları belirlenmelidir.
2. Verinin anlaşılması: Bu aşamada veri içindeki bilgilerin anlaşılması amaçlanır. Bunun için veri incelenir, toplanır, tariflenir, araştırılır ve son olarak kalitesi kontrol edilir.
3. Verinin hazırlanması: Veri madenciliğinin uygulanması için verinin hazırlanması bu aşamada gerçekleştirilir. Veri filtrelenir, temizlenir, yapılandırılır, birleştirilir ve formatlanır.
4. Modelleme: Gelişmiş veri analizi yöntemleri ile veri içindeki bilgi açığa çıkarılır. Bunun için model geliştirilir, test tasarımları gerçekleştirilir modeller oluşturulur ve değerlendirilir.
5. Değerlendirme: Bu aşamada veri madenciliği süreci gözden geçirilir ve sonuçların amaçlar ile uyumluluğu değerlendirilir
6. Uygulamaya koyma: Bu aşamada yeni edinilen bilgiler amaçlar doğrultusunda uygulamaya konur. Sonrasında gözetim ve bakım çalışmaları sürdürülür.

2.1.2 Veri Madenciliğinde Gruplama Teknikleri

Gruplama teknikleri veri içindeki kayıtları benzerliklerine göre gruplamak için kullanılır. Gruplar içinde benzerliğin azami seviyede, gruplar arasında ile asgari seviyede olması hedeflenir. Gruplama teknikleri bir tür uzaklık ölçütü kullanarak benzerlikleri değerlendirir. Bunlar Öklit Uzaklığı, İstatistikî Uzaklık, ve Canberra uzaklığı olabilir (Johnson ve Wichern, 2002).

Gruplama teknikleri hedef kümesi olmadığı için gözetimsiz öğrenme teknikleri içinde yer alır. Diğer bir deyişle gruplama sonrasında ortaya çıkacak gruplar önceden

belirli değildir. K-En Yakın Komşu, K-Ortalama ve Kendi Organize Olan Haritalar veri madenciliğinde yaygın olarak kullanılan üç grupta tekniğidir.

2.1.2.1 K-En Yakın Komşu

K en yakın komşu önceden tanımlı örnekler içinden yeni bir noktaya en yakın k sayıda örneğin bulunması prensibine dayanır. “k” kullanıcı tarafından belirlenen bir sayıdır. Örneklerin birbirine uzaklığı genel olarak Öklid olarak seçilir. K en yakın komşu genelleştirme yapmayan bir veri madenciliği tekniğidir yani beslenen bütün eğitim verisini hatırlar. Örneklerin ayrı olarak etiketlendiği durumlarda sınıflandırma tekniği, etiketlemenin sürekli olduğu durumlarda regresyon tekniği olarak kullanılır (Han, Kamber, ve Pei, 2011).

Basitliğine rağmen, k en yakın komşu teknikleri el yazısı tanıma ve uydu görüntüleri işleme gibi birçok sınıflandırma ve regresyon probleminde başarılı bir şekilde kullanılmıştır. Parametrik olmayan bir yöntem olduğu için karar sınırlarının belirsiz olduğu sınıflandırma durumlarında başarılıdır (<http://scikit-learn.org/stable/modules/neighbors.html>, erişim tarihi: 21.04.2018)

BİST’te işlem gören bir pay senedi için İlarıslan (2016) tarafından yapılan çalışmada hisse senedi fiyatları bir gün sonrası için tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu amaç için veri madenciliği yöntemlerinden olan k en yakın komşu (k nearest neighbour, k-nn) algoritması kullanılmıştır. Oluşturulan modelin başarımını görmek amacıyla bir fiyat tahmini yapılarak gerçek veri ile karşılaştırılmış, bunun sonucunda k-nn algoritmasıyla yapılan tahmin sonucunun başarılı olduğu savunulmuştur.

2.1.2.2 K-Ortalama Gruplaması:

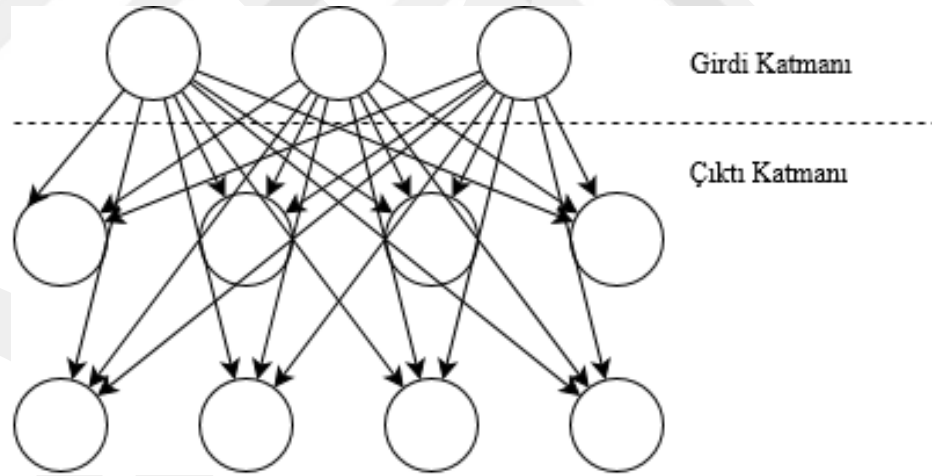
K-Ortalama Gruplamasında, grup sayısı kullanıcı tarafından belirlenir ve “k” olarak adlandırılır. Süreç birbirinden eşit uzaklıkta veri noktalarının başlangıç grupları olarak seçilmesiyle başlar. Sonra her veri noktası en yakınındaki gruba atanır. Ardından her grup yeni üyeleri kapsayacak şekilde genişletilir. Fazladan geçişler yapılarak yeni durumda farklı gruplara düşecek veri noktalarının güncellenmesi sağlanır. Bir önceki geçişe göre değişim olmaması durumunda başka geçiş yapılmaz. Grup sayısı kullanıcı tarafından belirlendiği için pek çok defa farklı grup sayılarıyla

deneme yapılarak, ortalama, grup başına veri sayısı, grupların uzaklığı gibi ölçütler ile başarımlar değerlendirilir (Han ve diğerleri, 2011)

2.1.2.3 Kendi Organize Olan Haritalar

Kendi Organize Olan Haritalar (KOOH), özel bir tür yapay sinir ağı olup bir çıktı katmanı yoktur. Böylece gözetimsiz öğrenme gerçekleştirilmiş olur. KOOH grupların benzer özellikler gösteren örüntülerden oluştuğu varsayımıyla veriyi girdi örüntülerine göre gruplandırır (Han ve Diğerleri, 2011).

KOOH genellikle her nöronun her girdi alanına bağlı olduğu ve bu bağlantıların ağırlıklandırıldığı yapay sinir ağlarıdır. Her bir ağırlık değeri kümesi bir grubu temsil eder. Girdi katmanı ve çıktı katmanı arasındaki bağlantıları gösteren tipik bir KOOH yapısı Şekil 9 ile verilmiştir.



Şekil 9: Tipik Kendi Organize Olan Harita Yapısı

2.1.3 Veri Madenciliğinde İlişkilendirme Teknikleri

İlişkilendirme kural keşfi teknikleri veri içinde benzerlikler bulmak için kullanılır. Bir ilişki kuralı öncül ve ardıl bileşenleri ile ifade edilir (Brown, 2014). Örnek bir ilişki kuralı Tablo 4 ile verilmiştir.

Tablo 4 İlişki Kuralı Örneği

Öncül 1	Öncül 2	Ardıl
Pantolon	Kazak	Gömlek

Tablo 4 pantolon ve kazak alan müşterilerin gömlek de almasının daha olası olduğunu göstermektedir.

İlişki kuralları ile birlikte sıklık temelli istatistiki bilgiler de oluşturulur (Brown, 2014):

Görülme sayısı: Veri içinde öncüllerle eşleşen kayıt sayısı

Destek: Veri içinde öncülerle eşleşen kayıt sayısının bütün kayıtlara olan oranı

Güvenirlilik: Öncüller ile eşleşen kayıtlardan ardıl ile de eşleşen kayıtların yüzdesi

Yükselme: Bir kuralın beklenen sonucu. Güvenirliğin ardılın görülme yüzdesine oranıdır.

Örnek bir kural istatistikleriyle birlikte Tablo 5 ile verilmiştir.

Tablo 5 Örnek İlişki Kuralı ve İstatistikleri

Görülme Sayısı	Destek	Güvenirlilik	Yükselme	Ardıl	Öncü 1	Öncü 2
2345	30	75	3,1	Gömlek	Pantolon	Kazak

Tablo 5 ile verilmiş örneğe göre müşterilerin %30'u gömlek ve pantolon almıştır ve bunu yapan müşteri sayısı 2345'tir. Bu müşterilerden %75'i aynı zamanda kazak da almıştır. 3,1 olan yükselme değeri, gömlek ve pantolon alan bir müşterinin kazak alma olasılığının başka bir müşteriden 3,1 kat fazla olduğunu ifade etmektedir.

Agrawal, Imielinski, ve Swami (1993) bütün ilişki kurallarının bulunmasına yönelik algoritmaların ilklerinden birini ortaya çıkarmıştır. Bu algoritma veriyi tekrar tekrar tarayarak çalışır. Her geçişinde, bir önceki geçişinde bulunduğu geniş kural kümesini referans alarak yeni bir aday küme oluşturur. Aday küme içindeki ilişki

kurallarının destek değerlerini bularak adayları değerlendirir. Ancak bunun performansı çok sayıda aday küme oluşturması nedeniyle düşüktür.

İlişkilendirme tekniklerinden Apriori ve Genel Kural Tümevarımı yöntemleri sıklıkla kullanılan yöntemlerdir ve sonraki kısımlarda anlatılmıştır.

2.1.3.1 Apriori Tekniği

Apriori tekniği, işlemlerden oluşan bir veri içindeki kalem kümeleri üzerinde çalışır. Kalem bir işlem içinde var/yok şeklinde tanımlanan bir özelliktir. Örneğin bir satış işleminde belli bir ürünün alınmış olması bir kalemdir. Kalem kümesi, bir ya da daha fazla kalemin bir işlem içinde olma durumunu temsil eder. Apriori algoritması üç parametre kullanır: Minimum destek, minimum güvenilirlik, maksimum kural uzunluğu koşulu. Bu parametreler algoritmanın çalışma sürecindeki kararlar aşamalarında kullanılır (Brown, 2014).

Algoritma işleyişi sırasında sık rastlanan kalem kümeleri bulunur. Sık rastlanan kalem kümesi, destek seviyesi belirlenen minimum destek seviyesi parametresinden büyük olan kalem kümeleridir. Algoritma öncelikle tek elemanlı kalem kümelerinin destek seviyelerini belirler ve eşğin altında kalanları sonraki adımlarda kullanılmaz çünkü zaten sık rastlanmayan bir kalem kümesine yeni elemanlar ekleyerek daha sık rastlanan bir kalem kümesi elde edilmesi mümkün değildir. Algoritma daha sonra, daha büyük kalem kümeleri oluşturmak için aşağıdaki adımları gerçekleştirir (Ng, 2018).

1. k uzunlukta kalem kümeleri $k - 1$ uzunlukta kalem kümeleri kullanılarak oluşturulur. Olası sık rastlanan ve $k - 1$ uzunlukta olan kalem kümeleri p ve q için ilk $k - 2$ kalem karşılaştırılır. Eğer bunlar aynıysa ve q 'nun son elemanı p 'nin son elemanından büyükse, q 'nun son elemanı p 'ye eklenerek k uzunlukta bir olası sık rastlanan kalem kümesi elde edilir.
2. Aday kalem kümesinin her $k - 1$ elemanlı alt kümesi sık rastlanan kalemlerden oluşmuyorsa sonraki işlemlere dahil edilmez.
3. Her bir aday kalem kümesi için destek değeri hesaplanır.
4. Desteği eşik değerinden büyük olan kalem kümeleri sık rastlanan kalem kümeleri listesine eklenir.

5. Eğer k uzunluklu sık rastlanan kalem kümesi bulunduysa ve k kullanıcı tarafından tanımlanan maksimum kural uzunluğundan kısa ise süreç k + 1 uzunluk için tekrarlanır.

Bütün sık rastlanan kalem kümeleri bulduktan sonra algoritma bunları kullanarak kuralları açığa çıkarır. Bunun için uzunluğu k > 1 olan bütün kalem kümelerinin her birine aşağıdaki işlemler uygulanır (Nordman, 2018):

1. Kalem kümesinin A: k - 1 elemanlı alt küme, A': geriye kalan eleman olacak şekilde kümeler oluşturulur.
2. Her A için değerlendirme ölçütü hesaplanır. Değerlendirme ölçütü olarak öncül güvenilirlik ve ardıl güvenilirlik
 - i. $C_{\text{öncül}} = \frac{c}{N}$
 - ii. ve
 - iii. $C_{\text{ardıl}} = \frac{r}{a}$
 şeklinde tanımlanır. Burada c öncül destek, a ardıl destek, r öncül ve ardılın bir araya geldiği durumdaki güvenilirlik, N ise öğrenme verisindeki kayıt sayısıdır.
3. Eğer kural güvenirligi kullanıcı tarafından belirlenmiş değerden yüksek ise, kural kurallar tablosuna eklenir. Eğer A'nın eleman sayısı 1'den büyük ise, A'nın alt kümeleri için de bu işlemler tekrarlanır.

2.1.3.2 Genel Kural Tümevarım Tekniği

Genel Kural Tümevarım Tekniği (GKT) veri içinde en önemli kuralları arar ve genellikle Apriori tekniğinden daha hızlı bulur. GKT ile ilişkiler bir kuralın bilgi içeriği ile bulunur. Bilgi içeriği J ölçütü ile değerlendirilir. J ölçütü güvenilirlik, yan, olasılıklar üzerine kurulmuştur. J ölçütü ile basitlik ve kuralın iyiliği arasındaki ödünleşim eniyenir. Öncül ve ardıl güvenilirlikler kullanılarak J ölçütü aşağıdaki formül ile hesaplanır (Brown, 2014):

$$J = p(x) \left[p(y|x) \log \frac{p(y|x)}{p(y)} + (1 - p(y|x)) \log \frac{1 - p(y|x)}{1 - p(y)} \right]$$

Burada p(x) veri seti içinde x'in görülme olasılığı, p(y) veri seti içinde y'in görülmesinin öncül olasılığı, p(y|x) ardıl olasılık yani x'in görülmesi durumunda y'nin

görülmesinin koşullu olasılığıdır. J ölçütü, x 'in bir kurallar kümesi olarak alınmasıyla birden çok öncül için sonuç verecek şekilde güncellenebilir.

GKT kullanıcı tarafından belirlenen destek ve güvenilirlik değerleri içerisinde basit bir kural belirler. Eğer belirlenen kuralın J ölçütü belirlenen değerden yüksek ise kural, kural tablosuna eklenir. Eğer kural tablosu dolu değil ise yeni kural J değerinden bağımsız olarak tabloya eklenir (SPSS Inc 2001).

2.1.4 Tahmin Teknikleri

Tahmin teknikleri hedef alanın tahmini için kullanılır ve bu nedenle denetimli öğrenme kapsamındaki yöntemlerdir. Önemli tahmin teknikleri Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları, Lojistik Regresyon ve Dizi Saptamadır. Bunlar takip eden kısımlarda anlatılmıştır.

2.1.4.1 Yapay Sinir Ağları (YSA)

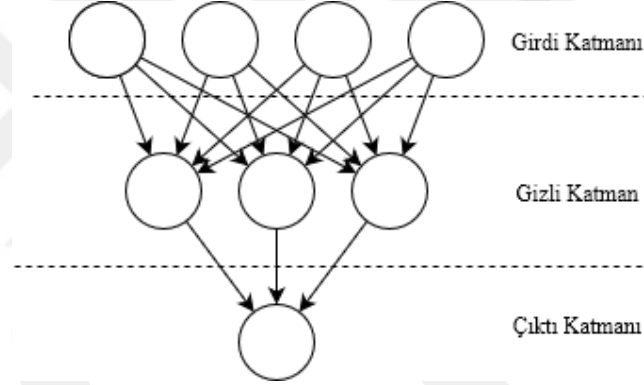
Yapay sinir ağları hayvan ve insan beynine benzer olarak birbirine bağlı yapay nöronlardan oluşur. Nöronlar kendi aktivasyon fonksiyonları doğrultusunda, gelen girdilerden bir çıktı üretir. Perceptron, en basit yapay sinir ağıdır ve tek bir nörondan oluşur. Eğer girdilerinin ağırlıklı ortalaması tanımlı eşik değeri üzerindeyse olumlu ya da 1 olarak çıktı verir. Aktivasyon fonksiyonu eşik değeri temelli olabileceği gibi Sigmoid fonksiyonu şeklinde de olabilir. Çok katmanlı perceptronlar ile mantıksal VE ve VEYA kapıları gerçekleştirilebilir (Bell, 2015).

Geri dağıtım (back propagation) yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemde eğitim aşamasında sinir ağının verdiği çıktı beklenen çıktı ile karşılaştırılarak çıktı nöronundan geriye doğru yansıtılır. Hatayı azaltacak şekilde çıktı nöronuna gelen bağlantıların ağırlıkları güncellenerek bir sonraki eğitim adımında daha küçük bir hata bulunması sağlanır (Rojas, 1996).

Yapay Sinir Ağları (YSA) doğrusal olmayan ve eğitim ile öğrenen tahmin algoritmalarıdır. Biyolojik beyinlerin çalışma biçiminden esinlenilerek geliştirilmiştir. Girdi, gizli ve çıktı katmanları bulunur. YSA'nın temel bileşeni nörondur. Her nöron diğer katmanlardaki nöronlar ile ağırlıklandırılmış bir bağlantıya sahiptir. Her nöron kendine bağlı nöronlardan gelen sinyalleri alarak birleştirir ve kendi içinde bir non-

lineer olmayan bir fonksiyon ile çıktıya dönüştürür. Her nöron bir görevin basit bir parçasını yapan bir işlem birimi olarak değerlendirilebilir. Nöronların arasındaki bağlantılar ağıın verideki örüntüleri ve ilişkileri öğrenme özelliğini verir.

YSA tahmin amaçlı modellemelerde kullanılırken girdi katmanındaki nöronlar çıktının tahmini için kullanılacak bütün veriyi alır. Çıktı katmanında bir ya da daha fazla nöron olabilir ve bunlar tahmin hedefleridir. Herhangi bir sayıda gizli katman olabilir. TSA eğitim sürecinde ağ, girdiler ile çıktılar arasındaki ilişkileri öğrenir. Eğitim tamamlandıktan sonra ağ daha önce görmediği veriyi işleyerek ve deneyimini kullanarak tahmin yapabilir. Bu yapı Şekil 10 ile şematik olarak gösterilmiştir.



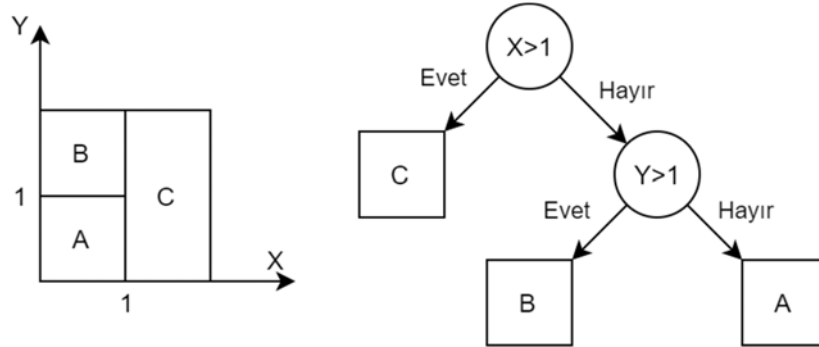
Şekil 10: Yapay sinir ağı şematik gösterimi

En az bir gizli katmanı olan çok katmanlı algılayıcı (ÇKA, Multi Layer Perceptron) bir YSA türüdür. Eğitim sürecinde ağıın çıktısı beklenen çıktı ile karşılaştırılır ve aradaki fark ağı beslenerek bağlantı ağırlıkları güncellenir (Cu ve diğerleri, 1990).

2.1.4.2 Karar Ağaçları

Bir girdi değişken kümesinden çıktı değişkenin değerini tahmin edebilme amacıyla oluşturulurlar. Girdi kümesinin veri özelliklerine göre ayrılması ile bir ağaç oluşturulur. Girdi kümesi içinde her bir farklı çıktıya denk gelen bölgenin, bir dizi soru ile belirlenmesine ve bu soruların karar ağacının dallarını, cevapların ise yapraklarını temsil etmesine dayanan bir yöntemdir (Bell, 2015). Bir örneği Şekil 11 ile verilmiştir.

Burada X ve Y deęişkenlerine göre A, B ve C deęerlerinden biri düzlem üzerinde yer almaktadır. Girdi ve çıktıları doęru şekilde eşleştiren karar ağacı X ve Y deęerlerine göre karar vermektedir.

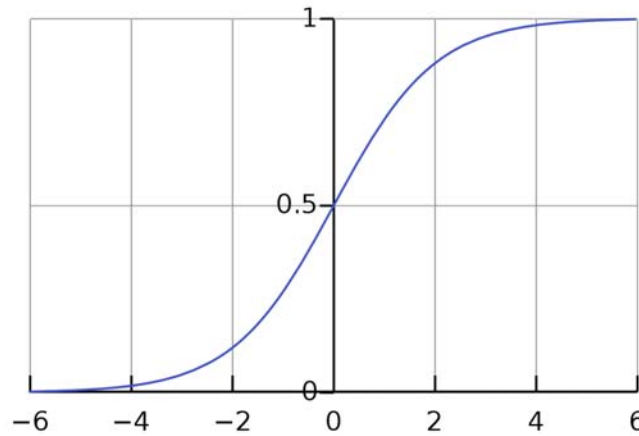


Şekil 11: Karar Ağacı Örneęi

Makine öğrenmesi süreci oluşturulan karar ağacı çalışma biçimi dışarıdan anlaşılabilir ve gözlenebilir bir “beyaz kutu” model olarak ortaya çıkar.

2.1.4.3 Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon, lineer regresyona benzer olarak lineer bir modele dayanır ancak parametrik olmayan bir çıktı verir. Lojistik regresyonda regresyon katsayıları hesaplanır ve çıktı belirli bir kategoriye yerleştirilmeye çalışılır. Bunun için iki farklı kategoriye temsil eden bir eğri kullanılır. Bu lojistik regresyon eğrisidir ve bu eğrinin temel aldığı lojistik fonksiyonunun grafięi Şekil 12 ile verilmiştir.



Şekil 12: Lojistik fonksiyonunun grafięi

Örneğin hanehalkı geliri ile ev alma olasılığı arasındaki ilişkinin lojistik regresyon eğrisi S şeklindedir. Bu düşük gelirli hanehalkının ev alma olasılığı düşüktür ve artan gelire az miktarda artar. Ancak belirli bir gelir seviyesinde noktada ilişki doğrusallaşır ve artan gelir ev alma olasılığını önemli ölçüde artırır. Ancak yüksek gelir seviyelerinde ev alma olasılığı zaten çok yüksektir ve artan gelir bu olasılıkta büyük bir değişikliğe sebep olmaz. Böyle bir durumda tahmin çıktısı girdi gelir seviyesindeki ev alma olasılığının %50'den büyük ya da küçük olmasına bakarak, 'ev alması olası' ya da 'ev alması olası değil' parametrik olmayan çıktılarından birini verir (Agresti, 2003).

2.1.4.4 Dizi Saptama

Dizi saptama metotları ilişkilendirme metotlarına benzer ancak zaman serisi biçimli veri içinde zamana bağlı diziler bulunması için kullanılır. Dizi analizi sonuçları genellikle Tablo 6 ile gösterilen şekilde verilir.

Tablo 6: İlişki Kuralları Biçimi

	Öncül 1	Öncül 2...	Öncül n	Ardıl
Kural 1
...				
Kural k

Örneğin müşteri satın almalarına ilişkin bir kural şöyle olabilir:

yağ > makarna > ketçap => içecek

Bu kural müşterilerin sıklıkla kuralda verilen sıra ile ürünleri aldıklarını ve sırasıyla yağ, makarna, ketçap alan bir müşterinin büyük olasılıkla içecek alacağını söylemektedir (Hipp, Güntzer ve Nakhaeizadeh, 2000).

2.1.5 Örüntü Keşfine Yönelik Çalışmalar

Bu çalışmanın uygulama bölümünde veri madenciliğiyle örüntü keşfi yapılmış ve ortaya çıkan bilgilerle öğrenen bir makine öğrenmesi uygulamasının başarımı gösterilmiştir. Bu kapsamda takip eden kısımlarda örüntü keşfi ile piyasa tahmini yapılmasına ilişkin çalışmalar özetlenmiştir. Çalışmalarda temel olarak parametrik ve parametrik olmayan yöntemler kullanılmış olup, çalışma özetleri de bu iki başlıkta verilmiştir.

2.1.5.1 Parametrik Örüntü Keşfi ile Fiyat Tahminine İlişkin Çalışmalar

Örüntüler kullanılarak yapılmış eski çalışmalardan biri olan “Fiyat Örüntülerinin Tahmin Gücü” adlı makalelerinde Caginalp ve Laurent (1998) geleneksel Japon Mumluk Örüntüleri’ni kullanarak 1992-1996 yılları arasındaki S&P500 endeksinin değerlerini tahmin etmiş ve bu yöntemin istatistiksel olarak anlamlı ölçüde doğru tahminler yapabildiğini göstermişlerdir. 18. yüzyılda ortaya çıkan ve zaman içinde geliştirilen Japon Mumluk Örüntüleri içinde, trendlerin tersine dönmesini işaret eden örüntüler kullanılmış ve 2 gün açık tutulan pozisyonlardan neredeyse %1 kar elde edilmiştir. Yazarlar bu bulguların etkin piyasa hipotezinin geçerli olmadığını gösterdiğini değerlendirmiştir.

Önceden tanımlı bir örüntüyü zaman serisi içinde bularak fiyat tahmini yapılan bir başka çalışma Cervelló-Royo, Guijarro ve Michniuk (2015) tarafından yapılmıştır. Piyasada görülen bir trendin sone ermekte olduğunu gösterdiği düşünülen “Bayrak Örüntüsü”, Amerikan DJIA endeksine ait 91 307 adet gün içi fiyat verisi içinde bulunarak karlı işlemler yapılmıştır. Yazarlar çalışmayı 3 alt-periyotta yapmış ve Almanya ve İngiltere endekslerinde de başarılı sonuçlar almışlardır. Örnek sayısının fazla olması ve farklı piyasalarda başarılı sonuçlar alındığı için, yazarlar sonuçların rastlantısallıktan arınmış ve geçerli olduğunu savunmaktadır.

Önceden tanımlı şablon örüntüleri kullanarak Amerikan Standard and Poor’s 500 (S&P500) endeksinde karlı işlemler yapılmasını sağlayan bir yöntem Parracho, Neves ve Horta (2011) tarafından geliştirilmiştir. Yükseliş trendi, düşüş trendi, yükselişin tersine dönmesi ve düşüşün tersine dönmesi hareketleri önceden tanımlanmıştır. Piyasa verisi gürültüden arındırılarak kayan pencere yöntemi ile

önceden tanımlı örüntüler aranmış ve bulunduğu işlem yapılmıştır. Piyasa verisi olarak ABD'nin hisse senedi piyasasını temsil eden üç adet endeks, S&P500, Dow Jones Industrial Average (DJIA), New York Stock Exchange (NYSE) Composite'in 1998 – 2010 yılları arası verileri kullanılmıştır. Eniyileme için genetik algoritmalar kullanılmış ve kayan pencere boyutu, gürültü azaltma miktarı gibi model parametreleri eniyelenmiştir. Genellikle piyasanın performansından üstün sonuçlar elde edilmiştir.

Hisse senedi fiyatlarının tahminine yönelik olarak Wu, Wu ve Lee (2012) tarafından yapılan bir çalışmada, Tayvan Endeksi TAIEX'in 1987 – 2011 yılları arasındaki verileri kullanılmıştır. Veri, kayan pencere yöntemiyle belli bir gün sayısı kadar boyutu olan grafiklere bölünerek her günlük veri için pencere genişliği kadar veri içeren grafikler elde edilmiştir. Grafiklerin benzerliği, veri noktalarının Öklid uzaklığı olarak tanımlanmış ve K-Ortalama yöntemi kullanılarak, grafikler gruplara ayrılmıştır. Apriori algoritmasının bir çeşidi olan AprioriAll kullanılarak sık ortaya çıkan grafik sıralamaları bulunmuş ve gelecek fiyat tahmini için kullanılmıştır. Hem endekse göre hem de başarılı yatırım fonlarına göre üstün performans elde edilmiştir.

Zaman serisi alt dizileri gruplamasına ilişkin Denton, Besemann ve Dorr (2009) tarafından yapılan çalışmada rastgele şansa göre oluşamayacak derecede sık görülen altdizilerin bulunmasına yönelik bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemde her bir veri noktasının diğerlerine göre uzaklığı temel alınarak altdiziler tanımlanmış ve normal dağılımda oluşmayacak altdiziler seçilmiştir. Kullanılan zaman serileri içinde, rastgele şansla oluşan değil, o zaman serisine özel altdizilerin bulunduğu gösterilmiştir. Bu yöntemin döviz kuru zaman serileri için kullanılması ve piyasa dinamiklerini yansıtan altdizilerin bulunması mümkündür.

Pek çok zaman serisi alt dizisi gruplaması çalışmasında tek ve sonlu bir zaman serisi kullanılırken, Rakthanmanon, Keogh, Lonardi ve Evans (2012) çalışmalarında sürekli uzayan zaman serileri içinde gruplama yapılmasına yönelik bir yöntem önermiştir. Tek ve sonlu zaman serileri içinde gruplama yapılması için yaygın olarak kullanılan yöntemlerin kusurlu olduğu gösterilmiştir. Yaygın yöntemler yerine, zaman serisi altdizileri içindeki verinin “en kısa tarifleyici uzunluk” yöntemiyle tariflenmesi, endüstriyel süreçler, konuşma tanımlama, zooloji gibi alanlarda ortaya çıkan zaman serilerinin altdizilerinin gruplanması için başarılı şekilde kullanıldığı gösterilmiştir.

Bahadır (2008) tez çalışmasında borsada işlem gören finansal varlıklar için karar destek sistemleri tasarlanmış ve başarımları kıyaslanmıştır. Finansal araç fiyat analizinde sıkça kullanılan teknik göstergeler (hareketli ortalama, artış yaşanan gün sayısı, Bollinger bantları vs.) ve Bayes Karar Modeli kullanılarak çeşitli al-sat kuralları belirlenmiştir. Kuralların belirlenmesinde yapay sinir ağları kullanılmıştır. New York borsasında işlem hacmi en yüksek olan 215 Borsada İşlem Gören Fon'un işlem görme tarihinden 2008'e kadarki fiyatları kurulan modelin eniyilenmesi ve başarımın al-sat simülasyonu ile ortaya konarak kıyaslanması için kullanılmıştır.

2.1.5.2 Sembolik Örüntü Keşfi ile Fiyat Tahmini Yapılan Çalışmalar

Örüntü keşfini yapılan birçok çalışmada kullanılan bir yöntem olan Sembolik Toplam Yaklaşıklaşma (Symbolic Aggregate ApproXimation, SAX), Patel ve diğerleri (2002) tarafından ortaya çıkarılmıştır. Bu yöntem ile zaman serileri içinde sık rastlanan örüntülerin bulunması verimli hale getirilmiştir. Zaman serisi içinde alt zaman serileri tanımlanarak öncelikle parçalı olarak yakınlaştırılmış, tüm değerleri kapsayan aralık bantlara bölünerek her bir bant içine düşen değerler bir sembol (örn. harfler) ile ifade edilmiştir. Bantların sınırları her bir sembolün görülme sıklığı eşit olacak şekilde belirlenmiştir. Zaman serisi sembollerle ifade edildikten sonra verimli bir şekilde içinde alt zaman serilerine aranarak hangi örüntülerin sık ortaya çıktığı bulunabilmektedir.

Goumatianos, Christou ve Lindgren (2014) tarafından dört farklı yöntem kullanılarak döviz fiyatı zaman serileri sembollerle ifade edilmiş, ve içlerinde örüntü keşfi yapılmıştır. Bu dört yöntem: İkili Kural Temelli Yakınlaştırma, SAX, volatilité ile boyutlandırılmış SAX ve yerel tepe ve dip noktaları buluşsal olarak algılayan bir modeldir. Döviz kuru zaman serisini temsil eden çubukların açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük değerleri ve bu değerlerin önceki çubuklarla ilişkilerine göre sembolik ifade oluşturulmuştur. Dört yaklaşımdan her biri için zaman serisinin sembolik ifadesi bulunduktan sonra sık görülen örüntüler belirlenmiştir. Döviz işlemleri benzetim ortamında, seçilen örüntüler ile al-sat stratejileri test edilerek karlı sonuçlar elde edildiği gösterilmiştir.

SAX yöntemi kullanılarak S&P500 endeksinde yer alan 99 hisse ve endeksin kendisi Canelas, Neves ve Horta (2013) tarafından yapılan çalışmada SAX ile indirgemiş ve harflerin kullanıldığı sembollerle ifade edilmiştir. SAX modelinin parametreleri bir makine öğrenmesi yöntemi olan Genetik Algoritmalar kullanılarak eniyilenmiştir. SAX sonrası elde edilen sembol örüntüleri kullanılarak endeks fiyatı tahmin edilmiş ve al-tut stratejisine göre başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

SAX yönteminin kullanıldığı bir başka çalışma Leitão, Neves ve Horta (2016) tarafından yapılmıştır. SAX'a ek olarak Algısal Olarak Önemli Noktalar (Perceptually Important Points, PIPs) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle, başlangıç, bitiş, en yüksek, en düşük, ikinci en yüksek ve düşük fiyatlar gibi algısal olarak önem taşıyan noktaların zaman serisi içinde bulunmuş, verinin sadeleştirilmesi ve boyutunun indirgenmesini sağlanmıştır. Daha sonra SAX yöntemi ile zaman serisi harfler ile ifade edilen örüntüler şeklinde ifade edilmiştir. SAX ve PIPs parametreleri Genetik Algoritmalar kullanılarak eniyilenmiştir. Bu yöntemle 2010 – 2014 yılları arasında S&P500 endeksinde yer alan hisse senetlerinde işlem yapılarak al-tut stratejisine göre üstün sonuçlar elde edilmiştir.

2.2 Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi geniş tanımıyla, başarıyı artırma ya da doğru tahminler yapma amacıyla deneyimin kullanıldığı hesaplamalı yöntemlerdir. Buradaki deneyim, öğreniciye sunulan elektronik geçmiş veridir (Mohri, Rostamizadeh, & Talwalkar, 2012) Makine öğrenmesi birçok alanda kullanılmakla birlikte; istenmeyen e-posta tespiti gibi doküman sınıflama, konuşma anlama, bilgisayar görüşü, sürücüsüz taşıtlar, öneri sistemleri gibi uygulama alanları yaygındır.

Makine öğrenmesinin bir başka tanımı şöyledir. Veri içinde otomatik olarak örüntüleri bulabilen ve bulunan örüntüleri gelecek veriyi tahmin etmek ya da karar süreçleri için kullanan bir yöntem setidir (Murphy, 2012).

Makineler ile canlıların öğrenmesi arasında benzerlikler vardır ve makine öğrenmesi alanındaki ilerlemelerin, canlıların öğrenmesiyle ilgili bilgiler de açığa çıkaracağı tahmin edilmektedir. Makine öğrenmesi özelinde, bir makinenin (ya da yazılımın) beklenen gelecek başarımın artmasına sebep olan yapısal, algoritmik ya da veri açısından değişmesi öğrenme olarak tanımlanabilir (Nilsson, 1998).

Son yıllarda giderek daha yoğun çalışılan bir konu olan Makine Öğrenmesi ile ilgili pek çok algoritma bulunmaktadır. Bu algoritmalar kendilerine beslenen veriyi kullanarak model parametrelerini günceller ve yeni beslenecek veriler için eğitimleri doğrultusunda çıktı verirler (Orhan, 2017).

Makine öğrenmesi uygulamalarında eğitim ve geçerleme adımları bulunur. Eğitim adımında uygulamada kullanılmak üzere seçilmiş algoritmaya veri beslenerek model parametrelerinin veriyi yansıtacak şekilde güncellenmesi sağlanır. Geçerleme adımında, eğitimde kullanılmamış veri, eğitilmiş algoritmaya beslenerek beklenen sonuçları verme seviyesi araştırılır.

Mohri ve diğerleri (2012) makine öğrenmesi uygulamalarını genel olarak beş gruba ayırmıştır:

- Sınıflama (Classification): Öğelere sınıf atanması. Örneğin haberlerin politika, spor, ekonomi gibi konu başlıklarına göre ayrılması

- Regresyon: Öğeler için bir değer tahmin edilmesi. Örneğin pay senetlerinin getirilerinin tahmin edilmesi. Hata, gerçek değer ile tahmin edilen değer arasındaki fark ile ölçülür.
- Sıralama: Öğelerin belirli bir kritere göre sıralanması. Örneğin arama sonuçlarının en ilgili olandan başlayarak sıralanması
- Gruplama: Öğeler arasında belirli ilişkilere göre grupların ortaya çıkarılması. Örneğin bir borsa endeksi içinde yüksek korelasyona sahip pay senetleri gruplarının bulunması.
- Boyut indirgeme: Başlangıçtaki bilgi ya da öğelerin daha az parametre ile gerçeğine yakın şekilde ifadesi

2.2.1 Denetimli ve Denetimsiz Öğrenme

Makine öğrenmesi yaklaşımları iki ana kategoriye ayrılır. Bunlardan ilki olan denetimli öğrenme, etiketlenmiş gözlemlerden öğrenme sürecidir. Öğrenen algoritmaya, öğrenilecek veri ile birlikte istenen sonuç da verilerek model parametrelerinin oluşması sağlanır. Diğer bir deyişle veri etiketli olarak öğrenciye sunulur. Sınıflandırma ve regresyon amaçlı makine öğrenmesi uygulamaları bu kategoridedir (Nilsson, 1998). Örneğin Twitter’da bulunabilecek aşağıdaki cümlelerin hangi konu ile ilgili olduğunu bulmak üzere eğitilecek bir öğrenciye aşağıdaki cümle-konu çiftlerinin sağlanması bir denetimli öğrenme yaklaşımıdır:

Tablo 7: Denetimli Öğrenme için Veri-Etiket çiftleri örneği

Cümle	Konu
Sezen Aksu’nun yeni albümü çok güzel!	Müzik
Geforce gtx 1080 ekran kartı artık piyasaya çıksın	Bilgisayar
LA Lakers şampiyonu salladı ama yıkamadı	Basketbol

Denetimli öğrenme yaklaşımda öğrenciye sunulacak verinin önceden insan tarafından etiketlenmiş olması gerekmektedir. Öğrenci kendisine yeterince

etiketlenmiş veri beslendikten sonra etiketlenmemiş verileri kendisi belirli bir başarımla ile etiketleyebilecektir.

İkinci tür öğrenme olan denetimli öğrenme ile ilgili bir sorun yanlılık – varyans ikilemidir. Yanlılık bir öğrencinin farklı eğitim veri kümeleri ile verdiği sonuçların gerçekten ne kadar farklı olduğunu ifade ederken, varyans, aynı veri ile eğitilmiş öğrencilerin gerçekten ne kadar farklı sonuçlar verdiğinin bir ölçütüdür. Bir öğrenci için yanlılık ve varyans arasında ödeşim (trade-off) mevcuttur ve model kurulurken ve eğitim sürecinde ikisi arasındaki en iyi noktanın bulunması gerekir (Bell, 2015).

Denetimsiz öğrenme, etiketsiz gözlemlerle yapılan öğrenme türüdür ve verinin içerdiği özellikler kullanılarak kümeleme ve boyut azaltımı gibi uygulamalar için kullanılır (Nilsson, 1998). Örneğin bir mağazanın müşterilerinin alışveriş alışkanlıklarına göre gruplayan bir öğrenci denetimsiz öğrenme yöntemiyle çalışacaktır. Burada amaç, bir müşterinin önceden belirli gruplara atanması değil, bütün müşteriler içindeki benzerlik ve farklılıkları dikkate alınarak içlerinde gruplar bulunmasıdır. Denetimsiz öğrenmede doğru veya yanlış çıktı yoktur ve daha çok veri madenciliği uygulamaları için kullanılırlar (Bell, 2015).

Makine öğrenmesi uygulamalarında kullanılan ancak tam olarak denetimli ya da denetimli öğrenme kategorisine girmeyen bir yaklaşım pekiştirmeli öğrenmedir (reinforcement learning). Sistemin çıktısının bir hamle dizisi olduğu durumlarda, tek bir hamlenin doğru ya da yanlış olduğundan bahsedilemez ancak hamleleri belirleyen politikanın başarılı ya da başarısız olduğundan söz edilebilir. Satranç gibi basit kuralları olan ancak iyi oynanması zor olan oyunların ya da benzer problemlerin çözümünde pekiştirmeli öğrenme kullanılır. Eğitim ve geçiş adımları birbiri içine girer (Mohri ve diğerleri, 2012).

2.2.2 Geçerleme

Geçerleme eğitilmiş olan farklı öğrenci modelleri arasından en iyisini seçmek için yapılmaktadır (Hastie, Tibshiran, & Friedman, 2009). Model eğitimi ve geçerleme aşamalarında farklı veri kümeleri kullanılır. Eğitim verisi, algoritmanın öğrenmesi için sunulan gözlemler dizisidir. Bu veri kümesi kullanılarak modeller kurulur ve öğrenme süreçleri uygulanır. Geçerleme verisi, eğitim verisi ile oluşturulan modelin başarımlarını

test etmek için kullanılan veri setidir. Performansı gerçekçi olarak yansıtması için algoritmanın eğitim aşamasında kullanılmaz.

Geçerleme yapmak için sıklıkla çapraz geçerleme yöntemleri kullanılmaktadır. Çapraz geçerleme, eldeki verinin tamamının hem model öğrenim sürecinde hem de geçerleme sürecinde kullanılmasına olanak tanır. Murphy (2012) geçerliğin test edilmesi için üç farklı şekilde çapraz geçerleme yapılabileceğini anlatmıştır:

- Rastgele Örnekleme: Çapraz geçerlemede test verisi kümesi rastgele seçilerek geçerleme için kullanılır. Geçerleme güvenilirliğini artırmak için farklı test veriri kümeleri ile tekrarlanabilir. Öğrenim için geniş veri kümesi gerektirir.
- K Parçalı: Eğitim için rastgele örnekleme yapılamayacak kadar az veri varsa veri kümesi k adet parçaya ayrılır. Parçalardan bir tanesi test veriri olarak tutularak diğer parçalar eğitim için kullanılır. Ayrı tutulan parça değiştirilerek eğitim ve test süreci k kez tekrarlanır. Başarım k adet başarımın ortalamasıdır.
- Birini Hariç Tut: K parçalı geçerlemenin uç noktası olan bu yöntemde k veri sayısı olarak belirlenerek eğitim ve test her bir veri parçası için tekrarlanır.

Brownlee (2017) tarafından makine öğrenmesi algoritmaları aşağıdaki şekilde gruplandırılmıştır.

- 1 Regresyon Algoritmaları (Regression Algorithms): Değişkenler arasındaki ilişkilerin modellenmesi ve iteratif olarak iyileştirilmesi
- 2 Numune tabanlı Algoritmalar (Instance-based Algorithms): Önemli ve modellenmesi gerekli olarak değerlendirilen verileri kullanarak yapılan makine öğrenmesi. Genellikle bir veri tabanı kullanılır ve yeni veriler için bu verita banında bir karşılık bulunarak sonuç verilir.
- 3 Düzenleme Algoritmaları (Regularization Algorithms): Regresyon algoritmalarının bir uzantısıdır. Model karmaşıklığını cezalandırarak genelleme yeteneği yüksek olan modellerin bulunmasını sağlar.
- 4 Karar ağacı algoritmaları (Decision Tree Algorithms): Bu yöntemlerde veri özellikleri temelli karar modelleri inşa edilir.
- 5 Bayes Algoritmaları (Bayesian Algorithms): Sınıflandırma ve regresyon gibi problemlerde Bayes Teorisi uygulanır.

- 6 Kümeleme Algoritmaları (Clustering Algorithms): Verinin içsel yapısının kullanılarak azami seviyede ortaklık gösteren gruplar bulunmasını sağlayan algoritmalarıdır.
- 7 İlgili Kuralı Öğrenme Algoritmaları (Association Rule Learning Algorithms): Veri içinde gözlenen ilişkileri en iyi şekilde açıklamaya yönelik kuralla ortaya koyan algoritmalarıdır. Apriori algoritması ve Eclat algoritması bu grup içinde yer alır.
- 8 Yapay Sinir Ağları Algoritmaları (Artificial Neural Network Algorithms): Beyin gibi biyolojik sinir ağlarından esinlenerek oluşturulmuş algoritmalarıdır. Örüntü tanımlamada yazgın olarak kullanılır ve yüzlerce varyasyondan oluşan alt grupları vardır (Murphy, 2012).
- 9 Derin Öğrenme Algoritmaları (Deep Learning Algorithms): Yapay sinir ağlarının yeni türleridir. Daha büyük ve karmaşık sinir ağlarıdır ve çok büyük veri setlerinin analizinde kullanılırlar.
- 10 Boyut Düşürme Algoritmaları (Dimensionality Reduction Algorithms): Veriyi oluşturan soyut anlamdaki objelerin daha az bilgi ile ifadesini sağlayan ya da özetleyen algoritmalarıdır. Verinin diğer algoritmalara girdi olarak hazırlanması için kullanılabilirler.
- 11 Heyet Algoritmaları (Ensemble Algorithms): Bir çok farklı mekine öğrenmesi algoritmasının sonuçlarının kullanılarak daha iyi bir sonuca ulaşmayı hedefleyen yaklaşımlardır.

2.2.3 Çevrimiçi Öğrenme

Model başarımının artırılması sırasında uygulanan yaklaşımlardan biri çevrimiçi öğrenmedir. Bu yöntem kullanıldığında model çalışmaktayken beslenen her yeni veri hem modelden çıktı almak hem de modelin eğitimini iyileştirmek için kullanılır (Murphy, 2012). Borsada işlem yapan bir kişinin hem yaptığı işlemlerden kar/zarar elde etmesi hem de deneyimini sonraki işlemlerinde daha isabetli tahminler yapmak için kullanması çevrimiçi öğrenmenin bir örneğidir. Çevrimiçi öğrenme kapsamında, öğrenme için kullanılan geçmiş verinin boyutunun sınırlandırılması ve güncel durumu yansıtan yeni verilerin kullanılmasını sağlamak için kayan pencere yöntemi kullanılır. Bu yöntemde öğrenme veri setinin boyutu sabittir ve her bir yeni veri geldiğinde en eski veri seti dışına çıkarılır. Bu çalışmada yapıldığı gibi döviz kuru zaman serisinin

belirli bir zamansal pencere boyutunda (örn. 10 periyot) kesitler alınarak işlenmesi kayan pencere yöntemine bir örnektir. Zaman serisinin başladığı veri noktasından pencere kadar sonraki veriye kadar işlem yapıldıktan sonra ikinci işlemin başlangıçtan bir sonraki veriden pencere boyutu kadar sonraki veriye kadar yapılması ile uygulanmıştır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA VE SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında Türk Lirası döviz kurunun geçmiş değerleri analiz edilerek gelecek değerinin tahmin edilmesi ve tahmin performansının alım-satım benzetimi ile gösterimi amaçlanmıştır. Geçmişte kur fiyatının birbirini izleyen yükseliş ve düşüş hareketlerinin tekrarlanabileceği varsayımıyla hareket edilmiştir.

Bu çalışmada izlenen yöntemin temel adımları: döviz kuru zaman serisinin sembolik temsile dönüştürülmesi, örüntüler bulunarak örüntü bazında olasılık dağılımı çıkarılması ve bu olasılıklar kullanılarak gelecek kur hareket yönü tahmini yapılmasıdır. Ne kadar geçmiş verinin kullanılacağı ve aranacak örüntülerin uzunluğu, modelin parametreleri olup çevrim içi makine öğrenmesi yöntemiyle modeller eğitilip performansları ölçülerek en iyi model seçilmektedir.

Kar amaçlı döviz işlemleri, aracı kurumların sağladığı imkanlarla yüksek kaldıraçlı olarak yapılabilmektedir. Böylece kurun hareket edeceği yönün bilinmesi büyük oranda kar sağlanması için yeterli olmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada döviz kurunun alacağı tam değer değil, sadece son bilinen değere göre yükseleceği ya da düşeceği tahmininin yapılmasına yönelik parametrik olmayan bir yöntem kullanılmıştır.

Parametrik yöntemler ile tahmin yapıldığında, kurun gelecekte alacağı değer tam olarak tahmin edilmeye çalışılmakta ve model başarımı tahmin ile gerçekleşen kur arasındaki farkın sayısal değeri üzerinden hesaplanmaktadır. Parametrik modeller kullanılması durumunda veri boyutunun indirgenmesi için farklı metotlar uygulanırken, bu çalışmada veri boyutu indirgenmesi döviz kuru zaman serisinin sembolik olarak ifade edilmesiyle sağlanmıştır.

3.1 Terminoloji

Bu çalışma özelinde kullanılan önemli terimler ve ifade ettikleri kavramlar aşağıda verilmiştir:

Zaman Dilimi: Kullanılan verinin zaman dilimlerine bölünmesi ile oluşan zaman serilerinin her biri.

Periyot: Döviz kurunun değişiminin gözlemlendiği zaman aralığıdır. Yaygın kullanılan döviz alım satım yazılımlarında 1, 5, 15, 30 dakika, 1, 4 saat, 1 gün ve 1 hafta periyotlarla veri gösterimi yapılabilir.

Sembol: Bir periyot içinde kurun değişim yönünü ifade etmek için kullanılan harfler. Yukarı yönlü hareket için “u”, aşağı yönlü hareket için “d” harfi kullanılmıştır.

Örüntü: (İng. pattern) Belirli sayıda periyot boyunca kurun yaptığı yukarı ya da aşağı yönlü hareketlerin sembollerle ifadesi. Örneğin iki saat boyunca yükseldikten sonra 1 saat içinde düşüşü temsil eden örüntü “uud” olacaktır.

3.2 Kullanılan Veri

Bu çalışmada İngiltere’de kurulu bir aracı kurum olan FxPro’nun Metatrader 4 alım satım yazılım platformu üzerinden sağladığı USDTRY çiftinin 22.01.2010 ile 12.08.2017 tarihleri arasındaki 2048 günlük fiyatları bir periyot bir gün olacak şekilde kullanılmıştır. Piyasa koşullarının değişken olması nedeniyle (örn: küresel makroekonomik politika ve beklentilerin değişmesi, politik değişimler vb.) çok uzun süreyi tek bir model ile kapsamaya çalışmak, model başarımının rastgele yapılacak işlemlerin başarıma yakınsamasına sebep olacaktır. Bu nedenle eldeki veri 7 zaman dilimine bölünerek her biri için model seçimi ve geçerlemesi yapılmıştır.

Model seçimi ve geçerlemesinin yapıldığı zaman dilimleri Tablo 8 ile verilmiştir:

Tablo 8: Zaman Dilimlerinin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri

	Başlangıç	Bitiş
1. Zaman Dilimi	28.10.2016	7.12.2017
2. Zaman Dilimi	14.10.2015	24.11.2016
3. Zaman Dilimi	29.09.2014	10.11.2015
4. Zaman Dilimi	12.09.2013	24.10.2014
5. Zaman Dilimi	28.08.2012	9.10.2013

6. Zaman Dilimi	16.08.2011	24.09.2012
7. Zaman Dilimi	3.08.2010	12.09.2011

3.3 Sembolik Örüntü Keşfi Adımları

Sembolik örüntü keşfi; veri ölçeği indirgenmesi, örüntü uzayının oluşturulması ve örüntü olasılık dağılımının çıkarılmasından oluşan üç aşamada gerçekleştirilmiştir. Bu aşamalar takip eden kısımlarda açıklanmıştır.

3.3.1 Veri ölçeği indirgenmesi

Döviz fiyatı zaman serisi oransal ölçekli bir veri kümesidir ve Türk Lirası için kur virgülden sonra 5 basamak çözünürlüğünde verilir. Bu çalışmada amaçlanan kurun aşağı yada yukarı yöne gideceğinin tahminidir ve bu nominal ölçekte bir veridir. Tahmin çalışmasının yürütülmesi için zaman serisi verisinde yer alan dört farklı veri (açılış, kapanış, yüksek, düşük) tek bir sayı ile ifade edilmeli ve nominal ölçeğe indirgenmelidir.

Tipik kur hesaplama formülüyle hesaplanmış olan kurları Tablo 9 ile verilmiştir. Bu tabloda: “c”, kapanış fiyatını; “o”, açılış fiyatını; “h”, yüksek fiyatı, “Tipik Fiyat” hesaplanan tipik fiyatı göstermektedir.

Tablo 9: Tipik Kur Hesaplaması Sonuçlarından Kesit

zaman	c	o	h	Tipik Fiyat
...				
26.06.2017	35.008	35.079	35.125	3.500.667
27.06.2017	35.263	34.996	35.278	3.514.300
28.06.2017	35.128	35.251	35.390	3.519.733
29.06.2017	35.265	35.117	35.395	3.520.667
30.06.2017	35.212	35.245	35.340	3.519.633

...

3.3.1.1 Kurun tek sayı ile ifadesi

Zaman serisi içinde yer alan açılış, kapanış, yüksek ve düşük kurların an zde kullanılmak üzere tek bir sayıyla ifadesi için aşağıdaki eşitlik (1) ile verilen (Liu ve Xiao, 2009) tipik kur hesaplaması kullanılmıştır.

$$\text{tipik kur} = (\text{yüksek} + \text{düşük} + \text{kapanış}) / 3 \quad (1)$$

3.3.1.2 Döviz kuru zaman serisinin sembolik ifadesi

Örüntü tanımlama için kullanılmak üzere zaman serisi yükselişi temsil eden “u” ve düşüşü temsil eden “d” sembolleri ile ifade edilmiştir. Bunun için önce her periyottaki getiriler hesaplanmış ve sonra getirinin pozitif ya da negatif olma durumuna göre u, d sembolleri ile ifade edilmiştir. Tablo 10 ile indirgeme süreci açıklanmıştır.

Tablo 10: Veri Ölçeği İndirgeme Süreci

Zaman damgası	Tipik Kur	Getiri	Nominal İfade
1. Periyot	3.10000	-	-
2. Periyot	3.11500	0,01500	u
3. Periyot	3.10500	-0,01000	d
...	...		

Sembolik ifade, fiyat değişimlerinden yönünden oluşturulduğu için, sembolik ifadenin uzunluğu veri uzunluğundan bir eksik yani 2047 olmaktadır.

3.3.2 Örüntü uzayı

Model parametrelerinden olan örüntü uzunluğuna göre değişen sayıda olası örüntü bulunmaktadır. Bunlar zaman serisi verisinin alabileceği nominal değerlerin (u

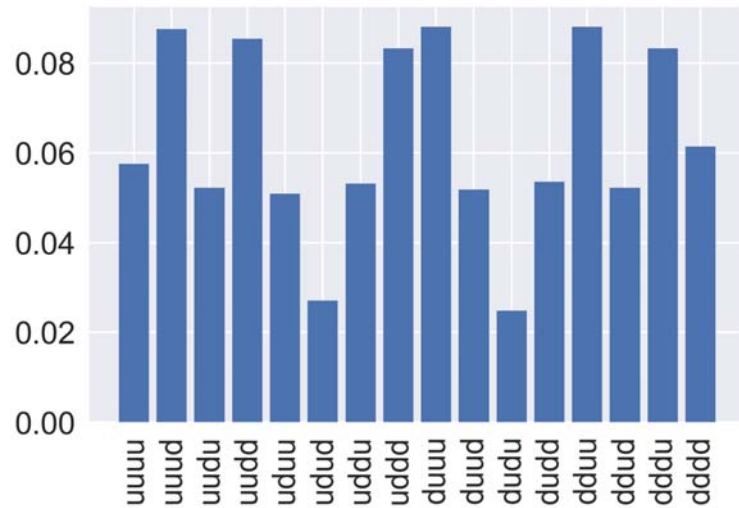
ve d) örüntü uzunluğu sayılı permütasyonlarıdır. Örneğin örüntü uzunluğu 4 olduğunda aşağıdaki örüntü alternatifleri ortaya çıkar:

'uuuu', 'u uud', 'uudu', 'uudd',
 'uduu', 'udud', 'uddu', 'uddd',
 'duuu', 'duud', 'dudu', 'dudd',
 'dduu', 'ddud', 'dddu', 'dddd'

Örüntü uzayının boyutu, n örüntü uzunluğu olmak üzere 2^n olmaktadır. Örneğin örüntü uzunluğu 9 olduğunda 512 farklı örüntü alternatifi ortaya çıkacak ve geçmiş veride aranacaktır.

3.3.3 Örüntü olasılık dağılımı

Nominal değerlerle ifade edilen zaman serisi içinde örüntüler aranarak her birinin kaç kez görüldüğü sayılır ve bulunan toplam örüntü sayısına bölünerek her birinin görülme olasılığı hesaplanır. Böylece örüntü uzayının verilen zaman serisi için olasılık dağılımı ortaya çıkar. Örnek bir örüntü olasılık dağılımı Şekil 13 ile verilmiştir.



Şekil 13: Örnek Örüntü Olasılık Dağılımının Histogram ile İfadesi

3.4 Tahmin Yöntemi

Bu çalışmada döviz fiyatlarının geçmişte göstermiş olduğu sıralı yükseliş ve düşüş hareketlerinin (örüntülerin) gelecekte tekrarlanabileceği varsayımı yapılmıştır. Gelecek fiyat tahmini yapmak için geçmişte görülen hareket örüntüleri tanımlandıktan ve gerçekleşme olasılıkları çıkarıldıktan sonra, piyasada oluşan son fiyatlara göre hangi örüntünün gerçekleşmekte olduğu belirlenir. Sonrasında Bayes Teoremi ile sonraki periyotta hangi yönlü hareketin gerçekleşmesinin daha olası olduğu bulunarak işlem önerisi olarak sunulur.

Bu çalışmadaki uygulamada A olayı bir sonraki periyotta fiyatın yükselmesi, yani u değeri gelmesi, B_j ise önceki periyotlarda gerçekleşmiş fiyat değişimleri olarak tanımlanır. Böylece B_j gerçekleşmiş olması durumundaki A gerçekleşme olasılığı hesaplanır. $P(A) > P(A')$ yani, yükseliş olasılığı düşüş olasılığından yüksek olduğunda AL, tersi durumda SAT emri tavsiye edilir. Türk Lirası faizi ABD Doları faizinden yüksek olduğu için genel olarak kur yükselme trendindedir; bu nedenle olasılıkların eşit olma durumunda AL önerisi yapılır.

Geçmişten kaç periyotluk verinin kullanılacağı (geçmiş veri periyot sayısı, GVPS) ve tanımlanacak örüntülerin uzunluğu parametrelerine bağlı olarak farklı modeller oluşturulabilir. Örneğin 30, periyotluk geçmiş veri içinde bulunan 4 periyot uzunluğundaki örüntülere göre tahmin yapılması bir modeldir.

3.5 Makine Öğrenmesi ile Parametre Eniyileme ve Model Seçimi

GVPS ve örüntü uzunluğu parametrelerinin alabileceği değerlerin kombinasyonları kadar farklı modelden oluşan bir model ailesi tanımlanır. Bu çalışmada GVPS için 50, 100, 150, 200, 250 periyot değerleri ve örüntü uzunluğu için 3, 4, 5, 6, 7 değerleri tanımlanmış bunların kombinasyonu ile 25 ayrı model oluşturulmuştur. Takip eden kısımlarda, modellerin başarımının nasıl belirlendiği açıklanmış, model başarım ölçütü tanımlanmış, model seçim süreci ve model geçirme süreci anlatılmıştır.

3.5.1 Model Başarımlarının Belirlenmesi

Oluşturulan modellerin eğitimi amacıyla makine öğrenmesi alanında kullanılan çevrimiçi öğrenme (online learning) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde modele yeni oluşan döviz kurları beslendikçe, model hem örüntü olasılık dağılımını güncelleyerek eğitimini günceller, hem de daha önce yaptığı tahmin ile gerçek kuru karşılaştırarak performansını belirler.

Bu çalışma için, gerçek döviz fiyatlarını yeni oluşuyormuş gibi modellere besleyen bir benzetim ortamı oluşturularak modellerin performansının belirlenmesi sağlanmıştır.

Her bir yeni veri geldiğinde her bir model için model parametrelerine uygun olarak örüntü olasılık dağılımı çıkarılır. Daha sonra bu olasılık dağılımını kullanarak Tahmin Yöntemi bölümünde verilen şekilde tahmin belirlenerek Al ya da SAT önerisi verilir. Örüntü olasılık dağılımı çıkarılan model geçmiş testinden geçirilerek, geçmişte gerçek piyasada kullanılsaydı hangi fiyatlardan alım satım yapmış olacağını kaydı işlem kütüğünde tutulur. Ayrıca test sırasında yeni fiyat bilgileri eklendikçe örüntü olasılık dağılımı dinamik olarak güncellenir. Test yaklaşımı ve Kar Al / Zarar Durdur seviyelerinin nasıl belirlendiği takip eden kısımlarda anlatılmıştır.

3.5.1.1 Test yaklaşımı

Model başarımının belirlenmesi amacıyla, her bir periyodun (günün) başında yeni bir pozisyonun açılıp, gün içinde veya sonunda kapatılacağı bir test yaklaşımı belirlenmiştir.

Test sırasında her bir periyotta, benzetim ortamı tarafından beslenen veri geldiğinde, model tarafından tahmin oluşturulur ve tavsiye doğrultusunda yeni bir pozisyon açılır. Pozisyonun açılmasında günün açılış fiyatı kullanılır.

Daha sonra benzetim ortamı periyot içinde oluşan yüksek ve düşük fiyatlar ile açılmış olan pozisyonun Kar Al ve Zarar Durdur seviyelerini karşılaştırarak periyot içinde iki durumdan birinin gerçekleşme durumuna göre;

- i) Kar Al seviyesinden pozisyonu karla kapatabilir,
- ii) Zarar Durdur seviyesinden pozisyonu zararla kapatabilir,

- iii) İki durumdan biri oluşmamışsa gün sonu kapanış fiyatından karla veya zararla pozisyonu kapatabilir.

3.5.1.2 Kar Al ve Zarar Durdur fiyatlarının belirlenmesi

Yeni pozisyonlar açılırken, pozisyonun hangi kar veya zarar miktarında kapatılacağı belirlenerek, tahminin doğru olması durumunda karın gerçekleştirilmesi, yanlış olması durumunda ise zararın sınırlandırılması sağlanır. Kar Al durumundaki karın, Zarar Durdur durumundaki zarardan yüksek olması, doğru tahmin oranının yeterince iyi olması durumunda kümülatif sonucun kar olacağını garanti eder.

Bu çalışmada uzun pozisyonlar için, Kar Al fiyat seviyesi, pozisyon açılışının üzerine, günlük fiyat aralıklarının (günlük bazda en yüksek fiyat ile en düşük fiyat farkı) 5 günlük ortalamasının (ortalama gerçek aralık, OGR) üçte birinin eklenmesiyle belirlenmektedir. Benzer şekilde Zarar Durdur fiyat seviyesi, açılış fiyatından OGR'nin dörtte birinin çıkarılmasıyla belirlenmiştir. Kısa pozisyonlar için tam tersi yapılmıştır. Yani, bir uzun pozisyon için açılıştan sonra fiyat OGR/3 kadar yükselirse Kar Al, OGR/4 kadar düşerse Zarar Durdur durumları gerçekleşecektir.

3.5.2 Model Başarım Ölçütü

Bu çalışmada, karlı işlemler yapılmasına olanak sağlayacak döviz kuru fiyat tahmini veren bir model oluşturulmaya çalışıldığından, başarımlar da modelin verdiği tahminlere göre gerçekleşen kar/zarar üzerinden tanımlanmıştır. Her bir model için, karlı işlem oranı (KİO) yapılan bütün işlemlerden kar ile sonuçlananların oranını ifade eder. KİO'nun %50'den büyük olması modelin yanlıştan çok doğru tahminde bulunduğunu göstermektedir.

KİO hesaplanması için, test süresince gerçekleşen bütün işlemler içinde karla sonuçlananların sayısı, toplam işlem sayısına bölünür. Sonuç, modelin testi sonucunda hangi oranda karlı işlemler yapıldığını gösterir.

İkinci bir başarımlar ölçütü ise İşlem Başına Ortalama Getiri Yüzdesi (İBOGY) olarak tanımlanmıştır. Bu ölçüt kullanılarak, işlem maliyetleri hesaba katıldıktan sonraki kar zarar durumu hakkında yorum yapılabilir. İBOGY'nin işlem başına maliyetten yüksek olması durumunda modelin gerçekte uygulanmasıyla da getiri elde

edilebileceği sonucuna varılır. Bu ölçütün işlem başına olarak tanımlanmasının sebebi, modelin gerçekte kullanılması durumunda her bir işlemde beklenen karın bir göstergesi olmasıdır.

KİO ve İBOGY değerleri, test edilen ve geçerlenen modeller için bir sonraki kısımda verilmiştir.

3.5.3 Model Seçimi

Geçmiş veri uzunluğu ve örüntü uzunluğu değerlerinin kombinasyonlarından oluşan 25 modelin her birinin performansı ortaya konduktan sonra içlerinden en yüksek KİO'yu elde etmiş olan model seçilir.

Geçmiş veri periyot sayısı 50, 100, 150, 200, 250; örüntü uzunluk sayısı 3, 4, 5, 6, 7 değerlerini alacak şekilde 25 elemanlı model kümesi tanımlanmış ve her biri için 7 farklı zaman diliminde KİO bulunarak sonuçlar Şekil 14 ile verilmiştir.

		Zaman Dilimi 1				
		3	4	5	6	7
Geçmiş Veri Periyot Sayısı	50	0.65	0.75	0.75	0.6	0.75
	100	0.65	0.7	0.6	0.6	0.75
	150	0.6	0.6	0.6	0.6	0.65
	200	0.6	0.6	0.5	0.55	0.65
	250	0.6	0.65	0.6	0.6	0.7
		Örüntü Uzunluğu				

Zaman Dilimi 2

50	0.95	0.9	0.9	0.9	0.9
100	0.85	0.8	0.7	0.75	0.9
150	0.8	0.8	0.7	0.65	0.8
200	0.75	0.8	0.75	0.7	0.75
250	0.75	0.75	0.75	0.8	0.6
	3	4	5	6	7
	Örüntü Uzunluğu				

Zaman Dilimi 3

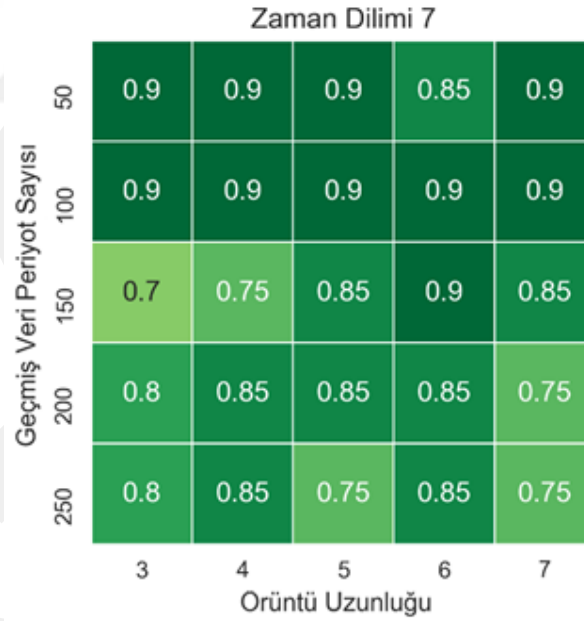
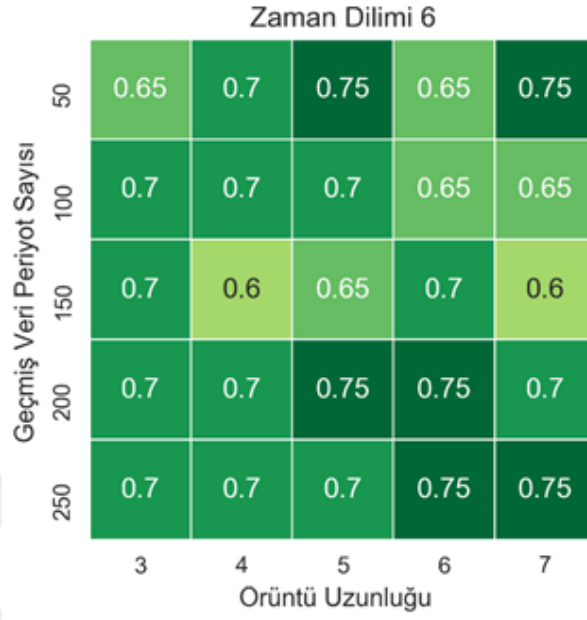
50	0.8	0.75	0.8	0.8	0.75
100	0.85	0.8	0.8	0.8	0.7
150	0.95	0.85	0.85	0.8	0.75
200	0.95	0.95	0.9	0.9	0.85
250	0.95	0.9	0.9	0.85	0.9
	3	4	5	6	7
	Örüntü Uzunluğu				

Zaman Dilimi 4

50	0.6	0.6	0.8	0.75	0.8
100	0.7	0.65	0.85	0.65	0.8
150	0.7	0.7	0.75	0.7	0.75
200	0.7	0.7	0.7	0.65	0.75
250	0.7	0.65	0.75	0.7	0.8
	3	4	5	6	7
	Örüntü Uzunluğu				

Zaman Dilimi 5

50	0.85	0.85	0.7	0.75	0.9
100	0.9	0.85	0.85	0.85	0.85
150	0.85	0.85	0.85	0.85	0.8
200	0.8	0.8	0.8	0.75	0.8
250	0.8	0.8	0.8	0.75	0.85
	3	4	5	6	7
	Örüntü Uzunluğu				



Şekil 14: Bütün Zaman Dilimleri ve Model Setleri için Karlı İşlem Oranları

Şekil 14 içinde yer alan grafikler içindeki sayılar KİO değerini göstermektedir. Yatay eksen geçmiş veri periyot sayısını, dikey eksen örüntü uzunluğunu göstermektedir. Her bir kutucuk bir modeli temsil etmektedir. Her bir zaman dilimi için 25 modele ait KİO, 7 zaman dilimi için toplamda 175 KİO değeri sunulmuştur.

Her zaman diliminde çoğu modelin karla sonuçlanan işlemler yaptığı gözlenmektedir. KİO %95'e kadar çıkmış ve hiçbir zaman %50'nin altına inmemiştir.

Başarılı sonuçların elde edilmesi hem örüntü keşfi temelli modelin doğru tahminlerde bulunmasıyla hem de kar al ve zarar durdur seviyelerinin gün içindeki fiyat değişimleri karşısında yeterli kar oluştuğunda pozisyonu kapatması veya zarar miktarını limitlemesi ile ilişkilidir.

Her bir periyot için en iyi KİO'yu veren model ve KİO Tablo 11 ile verilmiştir.

Tablo 11: En iyi sonucu veren modeller ve KİO olarak başarımları

	Geçmiş Veri Periyot Sayısı	Örüntü Uzunluğu	KİO
1. Zaman Dilimi	100	7	0,75
2. Zaman Dilimi	50	3	0,95
3. Zaman Dilimi	250	3	0,95
4. Zaman Dilimi	100	5	0,85
5. Zaman Dilimi	100	3	0,9
6. Zaman Dilimi	250	7	0,75
7. Zaman Dilimi	150	6	0,9

En iyi modelin farklı zaman dilimleri için farklı çıkması, piyasadaki yapısal değişikliklerle açıklanabilir. Zaman içinde değişen piyasa koşulları ve örüntüler, daha önce başarılı olan bir modeli daha sonra başarılı olmamasına sebep olmakta, aynı zamanda tam tersi de gerçekleşmektedir.

3.5.4 Model Geçerleme

Model seçiminde seçilen modelin yeni gelecek ve en iyileme sürecine dahil edilmemiş verideki başarımı, çalışmanın amacı olan gelecekte döviz kurunu doğru tahmin ederek karlı işlemler yapmak göz önüne alındığında, en önemli başarımlar ölçütüdür. Bunun belirlenmesi için benzetim ortamında daha önce modele gösterilmemiş olan kur verisi beslenerek 20 periyotluk başarımları ortaya çıkarılmıştır.

Örüntü keşfi ile döviz kuru tahmininin geçerleme başarımının farklı piyasa koşullarında ve zaman dilimlerinde gösterilmesi için eldeki veri, modellerin başarımının saptanması için gerekli gün sayıları dikkate alınarak, 7 parçaya bölünerek her biri için model seçimi ve geçerleme adımlar tekrarlanmıştır.

3.6 Geçerleme Sonuçları

Bir önceki bölümde başarımları verilen modeller arasından her zaman dilimi için en yüksek başarımları gösteren model seçilerek, daha önce modellere hiç gösterilmemiş olan geçerleme verisi ile 20 günlük işlem yaptırılmış ve sonuçları Tablo 12 içinde aşağıda verilmiştir.

Tablo 12: Geçerleme Sonuçları

	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.
	Zaman	Zaman	Zaman	Zaman	Zaman	Zaman	Zaman
	Dilimi	Dilimi	Dilimi	Dilimi	Dilimi	Dilimi	Dilimi
Seçilen Model	(100, 7)	(50, 3)	(250, 3)	(100, 5)	(100, 3)	(250, 7)	(150, 6)
Eğitim KİO	0.75	0.95	0.95	0.85	0.9	0.75	0.9
Eğitim Ortalama Kar	0.14%	0.17%	0.23%	0.13%	0.21%	0.08%	0.31%
Geçerleme KİO	0.85	1	0.75	0.65	0.8	0.8	0.75
Geçerleme Ortalama Kar	0.18%	0.28%	0.16%	0.06%	0.18%	0.07%	0.13%

Seçilen modellerin geçerleme verisi ile benzetiminden elde edilen ve KİO ile Ortalama Kar oranlarının hesaplanmasına girdi oluşturan işlem kütükleri EK-1'de verilmiştir.

3.7 Sonuçların Değerlendirilmesi

Model testi ve geçerlemesinin yapıldığı 7 zaman dilimin hepsinde geçerleme sonucunda seçilen modelin karlı işlemler yaptığı ortaya çıkmıştır. 7 zaman diliminden 3 tanesinde geçerleme başarımları eğitim başarımlarından yüksektir. Kalan 4 tanesi için doğrulama başarımları, eğitim başarımlarından düşük olsa da yine de %50'den büyük olduğu için başarılıdır. En büyük fark başarımlarının 0.2 azalmasıyla 4. zaman dilimdedir. Her 7 zaman dilimi içinde bu çalışmada anlatılan yöntemin kullanılması karlı işlemler yapılmasıyla sonuçlanacaktır.

Kaldıraç kullanılmadığı durumda geçerleme sonucunda en düşük işlem başına ortalama kar değeri olan %0,06 karlılık oranı 1 yıl içinde 240 işlem günü boyunca tutturulursa $(1,0006)^{240} = 1,155$ yani %15,5 kar elde edilecektir. En yüksek karlılık oranı olan %0,28, 240 işlem günü boyunca tutturulursa yıllık kar %95 olacaktır. FOREX aracı kuruluşlarının Amerikan Doları – Türk Lirası çifti için müşterilerine sağladığı kaldıraç oranı 1:100'e kadar çıkabildiğinden, elde edilebilecek karlar sırasıyla, $1.18E+06$ ve $5.38E+25$ kat gibi inanılmaz sayılara çıkmaktadır. Her ne kadar bu denli yüksek karlara erişilmesinde nakit yönetimi ve işlem maliyetleri açısından engel olsa da bu hesaplamalar küçük de olsa tutarlı olarak kar edilmesinin ve kaldıraçın gücünü ortaya koymaktadır.

İşlem maliyetleri Investing.com tarafından ortalama 40.0 pip olarak verilmektedir (<https://www.investing.com/brokers/compare-spreads-usd-try>, erişim tarihi: 23.04.2018). 40 piplik bir maliyet USD/TRY kurunun 3.9 olması durumunda %0,1 lik bir işlem başına maliyet oluşturmaktadır. Sonuçlarda 7 zaman diliminden 5'inde ortalama işlem başına karın %0,1'den büyük olduğu görülmektedir. Bu nedenle bu çalışmada geliştirilen yöntem kullanılarak çoğu zaman işlem maliyetleri düşüldükten sonra bile karlı işlemler yapılabileceği sonucuna varılabilir.

Yapılan işlemler sonucunda, genel olarak başarılı sonuçlar elde edilmesi Zayıf Formda Etkin Piyasa hipotezinin tam olarak geçerli olmadığını, bir başka deyişle

sadece gemiř fiyat verileri kullanılarak gelecek fiyatların bir ölçüde tahmin edilebileceğini göstermektedir.

DEĞERLENDİRME VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada finansal piyasalar içinde döviz (FOREX) piyasası ve FOREX piyasasında işlem gören finansal araçlar tanıtılmış, piyasanın gelecek hareketlerinin tahmin edilebilirliğine ilişkin destekleyen ve karşıt görüşlere yer verilmiştir. FOREX piyasalarının belirli bir ölçüde tahmin edilebileceği değerlendirilerek, tahmin amacıyla makine öğrenmesi kullanılmıştır.

İnsanların işleyemeyeceği kadar büyük miktarda veriyi çok verimli bir şekilde işleyerek faydalı bilgiler ortaya koyan veri madenciliği ve makine öğrenmesi yöntemleri, finansal piyasaların analizi için çok uygun araçlardır. Bu çalışmada bir makine öğrenmesi yöntemi olan çevrim içi öğrenme ve bir veri madenciliği yöntemi olan örüntü tanımlama ile döviz kuru değişim yönü tahmin eden model yapısı oluşturulmuştur. Bu model yapısı kullanılarak 7 farklı zaman periyodunda 25'er farklı model, eğitim ve test süreçlerinden geçirilerek, her zaman periyodu için en yüksek başarılı model seçilmiştir. Seçilen model daha önce kendisine gösterilmemiş yeni piyasa verileri ile geçerlemeye tabii tutularak, gelecekteki gerçek uygulamalarda da başarımlarının yüksek olacağı gösterilmiştir.

Gelecekte burada oluşturulan modellerin sadece geçmiş fiyatların yönünü değil, oynaklık, işlem hacmi gibi diğer piyasa verileri de örüntülere dahil edilerek bunların başarıma olan etkisinin araştırılması faydalı sonuçlar verebilir.

Alım satım benzetimi yapılırken bütün işlemlerin Türkiye Saati ile 00:00'da, yani FOREX piyasasının Pazartesi günleri açılış saatinde yapılmış ve sonraki günün tavsiyesi bugün ile aynı olsa bile pozisyon kapatılarak yeniden açılmıştır. Burada oluşturulan modellerin kar amaçlı FOREX işlemleri yapılması için kullanımında bu iki uygulama detayının işlem maliyetlerini azaltacak şekilde yeniden ele alınmasıyla mümkün olduğunda işlem maliyetlerinden kaçınan algoritmik alım satım sistemlerinin oluşturulması mümkündür.

KAYNAKÇA

- (2018, 03 02). IBM Knowledge Center: https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SS3RA7_15.0.0/com.ibm.spss.crispdm.help/crisp_overview.htm adresinden alındı
- Agrawal, R., Imielinski, T., & Swami, A. (1993). Mining association rules between sets of items in large databases. *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international* (s. 207-216). ACM.
- Agresti, A. (2003). *Categorical Data Analysis, 2nd Edition*. John Wiley & Sons, Inc.
- Alexander, S. S. (1964). Price Movements In Speculative Markets: Trends or Random Walks, No 2. *Industrial Management Review*, 25-46.
- Antelo, M., & Peon, D. (2012). *Financial Markets: A Guided Tour*. Nova Science Publishers Incorporated.
- Bahadır, İ. (2008). Bayes Teoremi ve Yapay Sinir Ağları Modelleriyle Borsa Gelecek Değer Tahmini Uygulaması. *Yüksek Lisans Tezi*. Ankara: TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Bank for International Settlements. (2016). *Triennial Central Bank Survey: Foreign Exchange Turnover in April 2016*. Basel: Bank for International Settlements.
- Bell, J. (2015). *Machine Learning: Hands-On for Developers and Technical Professionals*. Indianapolis, IN 46256: John Wiley & Sons, Inc.
- Berke, B., Özcan, B., & Dizdarlar, H. I. (2014). Döviz Piyasasının Etkinliği: Türkiye için Bir Analiz. *Ege Akademik Bakış*, 621-636.
- Bernrud, E., Filbeck, G., & Upton, R. T. (2000). *Derivatives and Risk Management*. Dearborn Trade.
- Berry, M., & Linoff, G. (1997). *Data Mining Techniques*. John Wiley & Sons, Inc.,
- Bickford, J. &. (2007). *Charting the major Forex pairs : focus on major currencies*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

- Borsa İstanbul A.Ş. (2017, 12 2). *Dolar TL Vadeli İşlem Sözleşmesi*.
www.borsaistanbul.com: <http://www.borsaistanbul.com/urunler-ve-piyasalar/urunler/vadeli-islem-sozlesmeleri/doviz-vadeli-islem-sozlesmeleri/dolartl-vadeli-islem-sozlesmesi> adresinden alındı
- Borsa İstanbul A.Ş. (2017, 12 1). *Opsiyon Sözleşmeleri*. 11 5, 2017 tarihinde
www.borsaistanbul.com: <http://www.borsaistanbul.com/urunler-ve-piyasalar/urunler/opsiyon-sozlesmeleri> adresinden alındı
- Brock, W., Lakonishok, J., & Lebaron, B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *Journal of Finance*, 1731-1764.
- Brown, M. S. (2014). *Data Mining for Dummies*. John Wiley & Sons, Incorporated.
- Brownlee, J. (2017, 12 11). *A Tour of Machine Learning Algorithms*.
<https://machinelearningmastery.com>: <https://machinelearningmastery.com/a-tour-of-machine-learning-algorithms/> adresinden alındı
- Caginalp, C., & Laurent, H. (1998). The Predictive Power of Price Patterns. *Applied Mathematical Finance*, 181-205.
- Campbell, J. Y. (2008). Viewpoint: Estimating the Equity Premium. *Canadian Journal of Economics / Revue Canadienne D'économique*, 1-21.
- Canelas, A., Neves, R., & Horta, N. (2013). A SAX-GA approach to evolve investment strategies on financial markets based on pattern discovery techniques. *Expert Systems with Applications*, 1579-1590.
- Cervelló-Royo, R., Guijarro, F., & Michniuk, K. (2015). Stock market trading rule based on pattern recognition and technical analysis: Forecasting the DJIA index with intraday data. *Expert Systems with Applications*, 5963-5975.
- Chen, J. (2010). *Essentials of Technical Analysis for Financial Markets*. New York: John Wiley & Sons.
- Cootner, P. H. (1962). Stock Prices: Random vs. Systematic Changes. *Industrial Management Review*, 3(2): 24-45.

- Cowles 3rd, A. (1933). Can stock Market Forecasters Forecast? *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 309-324.
- Cu, Y. L., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1990). Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network. *Advances in neural information processing systems*, 396-404.
- Davis, L. (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. New York: Van Nostrand Reinhold.
- Denton, A. M., Besemann, C. A., & Dorr, D. H. (2009). Pattern-based time-series subsequence clustering using radial distribution functions. *Knowl Inf Syst*, 1-27.
- Dicks, J. (2010). *Forex Trading Secrets*. McGraw-Hill International.
- Driver, M. (2011). *An Introduction to Forex Trading - A Guide for Beginners*. Great Britain: Wells Gray Press.
- Ergün, K. (2017). Veri Madenciliği Ders Notları.
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*. New York: American Finance Association.
- Fama, E. F., & Blume, M. E. (1966). Filter Rules and Stock-Market Trading. *Journal of Business*, 39(1): 226-241.
- GCMFOREX Menkul Kıymetler A.Ş. (2017, 12 3). *CFD Nedir?* www.gcmforex.com: <https://www.gcmforex.com/yatirim-araclari/cfd/> adresinden alındı
- Gottesman, A., & Bossu, S. (2016). *Derivatives Essentials : An Introduction to Forwards, Futures, Options and Swaps*. John Wiley & Sons, Incorporated.
- Goumatianos, N., Christou, I., & Lindgren, P. (2014). Intraday Business Model Strategies on Forex Markets: Comparing the Performance of Price Pattern Recognition Methods. *Journal of Multi Business Model Innovation and Technology*, 1-34.

- Gözbaşı, O., Kuçükkaplan, I., & Nazlıoğlu, Ş. (2014). Re-examining the Turkish stock market efficiency: Evidence from nonlinear unit root tests. *Economic Modelling*, 381-384.
- Gündoğdu, A. (2017). *Finansal Yönetim - Temel Teoriler ve Açıklamalı Örnekler*. Seçkin Yayıncılık.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier Science & Technology.
- Hastie, T., Tibshiran, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. New York: Springer-Verlag New York.
- Hipp, J., Güntzer, U., & Nakhaeizadeh, G. (2000). Algorithms for association rule mining — a general survey and comparison. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 58-64.
- Hull, J. C. (2009). *Options, Futures and Other Derivatives*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- İlarslan, K. (2016). k-EN YAKIN KOMŞU (k-NN) ALGORİTMASI İLE HİSSE SENEDİ İYATLARININ TAHMİN EDİLMESİ: BİST'DEN ÖRNEK BİR UYGULAMA. *Akademik Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 375-392.
- İntegral Forex. (2018, 04 14). www.integralforex.com.tr adresinden alındı
- İntegral Menkul Değerler A.Ş. (2017). *Teknik Analiz*. 2017 tarihinde alındı
- Investing.com. (2017, 12 9). Compare USD/TRT Spreads: <https://www.investing.com/brokers/compare-spreads-usd-try> adresinden alındı
- James, F. E. (1968). Monthly Moving Averages □ An Effective Investment Tool?. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 315 - 326.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall.

- Jose Alvarez-Ramirez, G. F.-A.-V. (2004). Some issues on the stability of trading based on technical analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 609-624.
- Karaşın, G. (1987). Sermaye Piyasası Analizleri. *SPK Yayınları No: 4*, 95.
- Katusiime, L., Shamsuddin, A., & Agbola, F. W. (2015). Foreign exchange market efficiency and profitability of trading rules: Evidence from a developing country. *International Review of Economics and Finance*, 315-332.
- Korczak, J., Hernes, M., & Bac, M. (2016). Fundamental analysis in the multi-agent trading system. *2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems* (s. 1169-1174). Gdansk, : IEEE.
- Krishnan, & Menon. (2009). Impact of Currency Pairs, Time Frames and Technical Indicators On Trading Profit in Forex Spot Market. *International Journal of Business Insights & Transformation*.
- Kritzer, A. (2012). *Forex for Beginners: A Comprehensive Guide to Profiting from the Global Currency Markets*. Apress.
- Kulalı, İ. (2016). Etkin Piyasalar Hipotezi ve Davranışsal Finans Çatışması. *Journal of Finance & Banking Studies*, 5(2) Special Issue, 46--57.
- Kumar, A. S., & Kamaiah, B. (2014). Efficient Market. *The Romanian Economic Journal*, 27-52.
- Kwon, H.-S., Lenskiy, A., & Koneva, K. (2012). Trading Foreign Currencies Based on Long Range Dependence. *2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation*, (s. 29-33).
- Leitão, J., Neves, R. F., & Horta, N. (2016). Combining rules between PIPs and SAX to identify patterns in Financial Markets. *Expert Systems with Applications*, 242-254.
- Levy, R. A. (1967). Relative Strength as A Criterion for Investment Selection. *The Journal of Finance*, 595 - 610.

- Liu, Z., & Xiao, D. (2009). An Automated Trading System with Multi-indicator Fusion Based on D-S Evidence Theory in Forex Market. *Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. 239-243: IEEE.
- Loader, D. (2005). *Clearing and Settlement of Derivatives*. Oxford: Elsevier Science & Technology.
- Mazgit, İ. (2007). Sermaya Piyasalarında Spekülasyon: Tarihin Tekerrürü. *FİNANS POLİTİK & EKONOMİK YORUMLAR DERGİSİ*, s. 87-97.
- Metaquotes Software Corp. (2018). Metatrader4.
- Michalowski, G. (2011). *Attacking Currency Trends*. Hoboken, New Jersey.: John Wiley and Sons.
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2012). *Foundations of Machine Learning*. Massachusetts Institute of Technology.
- Moosa, I., & Burns, K. (2014). The unbeatable random walk in exchange rate forecasting: Reality or myth? *Journal of Macroeconomics* , 69-81.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning A Probabilistic Approach*. Massachusetts Institute of Technology.
- Ng, A. (2018, 03 05). *KD Nuggets*. Association Rules and the Apriori Algorithm: A Tutorial: <https://www.kdnuggets.com/2016/04/association-rules-apriori-algorithm-tutorial.html> adresinden alındı
- Nilsson, N. J. (1998). *Introduction to Machine Learning*. Stanford: Stanford University.
- Nordman, A. (2018, 03 05). [www.itn.liu.se. http://staffwww.itn.liu.se/~aidvi/courses/06/dm/lectures/lec7.pdf](http://staffwww.itn.liu.se/~aidvi/courses/06/dm/lectures/lec7.pdf) adresinden alındı
- Norman, D. J. (2010). *CDFs The Definitive Guide to Contracts for Difference*. Harriman House Limited.
- Orhan, U. (2017). Makine Öğrenmesi Ders Notları. Çukurova Üniversitesi.

- Papoulis, A. (1984). *Probability, random variables, and stochastic processes*. New York: McGraw-Hill.
- Park, C. H., & Irwin, S. H. (2007). What Do We Know About The Profitability of. *Journal of Economic Surveys*, 786-826..
- Parracho, P., Neves, R., & Horta, N. (2011). Trading with Optimized Uptrend and Downtrend Pattern Templates using a Genetic Algorithm Kernel. *IEEE Congress on Evolutionary Computation* (s. 1895-1901). IEEE.
- Patel, P., Keogh, E., Lin, J., & Lonardi, S. (2002). Mining Motifs in Massive Time Series Databases. *IEEE International Conference on Data Mining* (s. 370-377). IEEE.
- Ponsi, E. (2016). *Technical Analysis and Chart Interpretations*. Somerset: John Wiley & Sons.
- Rakthanmanon, T., Keogh, E. J., Lonardi, S., & Evans, S. (2012). MDL-based time series clustering. *Knowl Inf Syst*.
- Resmi Gazete. (2017, 2 10). YATIRIM HİZMETLERİ VE FAALİYETLERİ İLE YAN HİZMETLERE LİŞKİN ESASLAR HAKKINDA TEBLİĞ.
- Rojas, R. (1996). *Neural Networks A Systematic Introduction*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Rosenbloom, C. (2011). *The Complete Trading Course*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Scikit Learn*. (2018, 04 21). <http://scikit-learn.org/stable/modules/neighbors.html> adresinden alındı
- Sermaye Piyasası Kurulu. (2012). 6362 SAYILI SERMAYE PİYASASI KANUNU.
- Stanfield, J. R. (1999). The Scope, Method, and Significance of Original Institutional Economics. *Journal of Economic Issues*, 231-255.
- Tsang, E., Tao, R., & Ma, S. (2016). *Profiling Financial Market Dynamics under Directional Changes*. Essex: Centre for Computational Finance and Economic Agents University of Essex.

- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, 207-232.
- Unutmaz, E. (2011). DÖVİZ KURU OYNAKLIĞININ EKONOMETRİK YÖNTEMLERLE MODELLENMESİ VE BELİRLENEN MODEL İLE İMKB 100 ENDEKSİ İLİŞKİSİNİN İNCELENMESİ. GAZİ ÜNİVERSİTESİ SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ.
- Van Horne, J. C., & Parker, G. G. (1967). The Random-Walk Theory: An Empirical Test. *Financial Analyst Journal*, 23(6): 87 - 92.
- Viliam Vajda, P. K. (2015). The Impact of Fundamental Information on EUR Currency - Evidence from the Market. *Procedia Economics and Finance*, 87-94.
- Wu, Y.-P., Wu, K.-P., & Lee, H.-M. (2012). Stock Trend Prediction by Sequential Chart Pattern via K-MEans and AprioriAll Algorithm. *Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence* (s. 176-181). IEEE.
- Yao, J., & Tan, C. L. (2000). A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex. *Neurocomputing*, 79-98.
- Zhang, Y.-C. (1999). Toward a theory of marginally efficient markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 30-44.
- Ziraat Yatırım Menkul Değerler A.Ş. (2017). *Ziraat FX*. 11 2017 tarihinde <http://www.ziraatfx.com.tr/foreks/foreks-piyasasini-taniyalim.aspx> adresinden alındı

EK- 1: GEÇERLEME BENZETİMİ İŞLEM KÜTÜKLERİ

1. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2017-11-10	1	3.8595	3.8516	3.8701	3.8701	0.0106	duduud
	2017-11-13	1	3.8496	3.8438	3.8574	3.8574	0.0077	uduudu
	2017-11-14	1	3.8660	3.8605	3.8734	3.8734	0.0074	duuduu
	2017-11-15	1	3.8827	3.8767	3.8906	3.8906	0.0079	uuduuu
	2017-11-16	-1	3.8790	3.8847	3.8713	3.8713	0.0077	uduud
	2017-11-17	-1	3.8584	3.8640	3.8508	3.8508	0.0076	duuudd
	2017-11-20	1	3.8503	3.8444	3.8582	3.8582	0.0079	uuuddu
	2017-11-21	1	3.9234	3.9148	3.9349	3.9349	0.0115	uudduu
	2017-11-22	1	3.9523	3.9425	3.9654	3.9654	0.0131	udduuu
	2017-11-23	1	3.9141	3.9035	3.9282	3.9282	0.0141	dduud
	2017-11-24	1	3.9138	3.9050	3.9256	3.9256	0.0117	duuudd
	2017-11-27	1	3.9424	3.9340	3.9535	3.9535	0.0111	uuuddu

2017-11-28	1	3.9009	3.8927	3.9119	3.9119	0.0109	uuddud
2017-11-29	1	3.9612	3.9514	3.9742	3.9514	-0.0098	uddudu
2017-11-30	1	3.9530	3.9444	3.9645	3.9444	-0.0086	dduduu
2017-12-01	1	3.9178	3.9097	3.9285	3.9285	0.0108	duduud
2017-12-04	1	3.9109	3.9048	3.9190	3.9190	0.0081	uduudd
2017-12-05	1	3.8684	3.8596	3.8802	3.8596	-0.0088	duuudd
2017-12-06	1	3.8431	3.8350	3.8538	3.8538	0.0107	uudddd
2017-12-07	1	3.8481	3.8405	3.8583	3.8583	0.0102	uudddd

2. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2016-10-28	1	3.1083	3.1043	3.1136	3.1136	0.0053	uu
	2016-10-31	1	3.1085	3.1044	3.1140	3.1140	0.0054	uu
	2016-11-01	1	3.0924	3.0881	3.0982	3.0982	0.0058	ud
	2016-11-02	1	3.1117	3.1077	3.1170	3.1170	0.0053	du
	2016-11-03	1	3.1141	3.1104	3.1191	3.1191	0.0049	uu
	2016-11-04	1	3.1086	3.1054	3.1130	3.1130	0.0044	ud
	2016-11-07	1	3.1455	3.1405	3.1523	3.1523	0.0068	du
	2016-11-08	1	3.1627	3.1568	3.1707	3.1707	0.0079	uu
	2016-11-09	1	3.1550	3.1485	3.1638	3.1638	0.0087	uu
	2016-11-10	1	3.2065	3.1959	3.2208	3.2208	0.0142	uu
	2016-11-11	1	3.2449	3.2326	3.2613	3.2613	0.0164	uu
	2016-11-14	1	3.2400	3.2271	3.2572	3.2572	0.0172	uu
	2016-11-15	1	3.2843	3.2755	3.2960	3.2960	0.0117	uu
	2016-11-16	1	3.2844	3.2774	3.2938	3.2938	0.0094	uu

2016-11-17	1	3.3210	3.3138	3.3307	3.3307	0.0096	uu
2016-11-18	1	3.3621	3.3548	3.3719	3.3719	0.0098	uu
2016-11-21	1	3.3650	3.3567	3.3761	3.3761	0.0111	uu
2016-11-22	1	3.3556	3.3474	3.3665	3.3665	0.0109	ud
2016-11-23	1	3.3751	3.3682	3.3843	3.3843	0.0092	du
2016-11-24	1	3.3939	3.3872	3.4028	3.4028	0.0089	uu

3. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2015-10-14	1	2.9528	2.9470	2.9605	2.9605	0.0077	uu
	2015-10-15	-1	2.9124	2.9193	2.9032	2.9032	0.0092	ud
	2015-10-16	-1	2.8761	2.8826	2.8674	2.8826	-0.0065	dd
	2015-10-19	1	2.8905	2.8841	2.8989	2.8989	0.0084	du
	2015-10-20	1	2.9051	2.9001	2.9118	2.9001	-0.0050	uu
	2015-10-21	1	2.8989	2.8947	2.9046	2.9046	0.0056	uu
	2015-10-22	1	2.8929	2.8893	2.8976	2.8976	0.0047	uu
	2015-10-23	-1	2.8696	2.8736	2.8642	2.8642	0.0054	ud
	2015-10-26	1	2.9072	2.9016	2.9148	2.9016	-0.0057	du
	2015-10-27	1	2.8888	2.8827	2.8969	2.8969	0.0081	uu
	2015-10-28	1	2.9039	2.8983	2.9115	2.9115	0.0075	uu
	2015-10-29	1	2.9195	2.9142	2.9265	2.9265	0.0070	uu
	2015-10-30	1	2.9366	2.9315	2.9434	2.9315	-0.0051	uu
	2015-11-02	-1	2.8235	2.8288	2.8164	2.8164	0.0071	ud

2015-11-03	-1	2.8219	2.8299	2.8113	2.8113	0.0106	dd
2015-11-04	1	2.8278	2.8193	2.8391	2.8391	0.0113	du
2015-11-05	1	2.8615	2.8523	2.8738	2.8738	0.0122	uu
2015-11-06	1	2.8571	2.8519	2.8641	2.8641	0.0070	uu
2015-11-09	1	2.9152	2.9081	2.9247	2.9247	0.0095	uu
2015-11-10	1	2.9192	2.9136	2.9268	2.9136	-0.0056	uu

4. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2014-09-29	1	2.2605	2.2577	2.2642	2.2642	0.0037	dduu
	2014-09-30	1	2.2768	2.2731	2.2817	2.2817	0.0049	duuu
	2014-10-01	-1	2.2778	2.2807	2.2740	2.2807	-0.0029	uuuu
	2014-10-02	-1	2.2826	2.2857	2.2785	2.2785	0.0041	uuuu
	2014-10-03	-1	2.2664	2.2691	2.2628	2.2691	-0.0027	uuud
	2014-10-06	1	2.2917	2.2878	2.2969	2.2878	-0.0039	uudu
	2014-10-07	-1	2.2664	2.2709	2.2604	2.2709	-0.0045	udud
	2014-10-08	1	2.2728	2.2686	2.2784	2.2784	0.0056	dudd
	2014-10-09	-1	2.2602	2.2641	2.2550	2.2550	0.0052	uddd
	2014-10-10	1	2.2685	2.2651	2.2730	2.2730	0.0045	dddd
	2014-10-13	1	2.2851	2.2814	2.2901	2.2814	-0.0037	dddu
	2014-10-14	1	2.2680	2.2650	2.2720	2.2720	0.0040	ddud
	2014-10-15	1	2.2714	2.2683	2.2755	2.2755	0.0041	dudu
	2014-10-16	-1	2.2686	2.2721	2.2639	2.2639	0.0047	udud

2014-10-17	1	2.2609	2.2571	2.2660	2.2660	0.0051	dudd
2014-10-20	-1	2.2432	2.2472	2.2378	2.2472	-0.0040	uudd
2014-10-21	1	2.2428	2.2398	2.2469	2.2398	-0.0030	dddd
2014-10-22	1	2.2439	2.2416	2.2469	2.2469	0.0030	dddd
2014-10-23	1	2.2453	2.2439	2.2472	2.2472	0.0019	dddu
2014-10-24	1	2.2346	2.2327	2.2371	2.2371	0.0025	ddud

5. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2013-09-12	1	2.0108	2.0066	2.0164	2.0164	0.0056	dd
	2013-09-13	1	2.0292	2.0253	2.0343	2.0343	0.0051	du
	2013-09-16	1	2.0118	2.0087	2.0160	2.0087	-0.0031	uu
	2013-09-17	1	2.0029	1.9996	2.0072	2.0072	0.0043	ud
	2013-09-18	1	2.0004	1.9975	2.0043	2.0043	0.0039	du
	2013-09-19	1	1.9460	1.9408	1.9530	1.9530	0.0070	ud
	2013-09-20	1	1.9590	1.9534	1.9665	1.9665	0.0075	dd
	2013-09-23	1	1.9788	1.9723	1.9874	1.9874	0.0086	du
	2013-09-24	1	1.9845	1.9800	1.9906	1.9906	0.0061	uu
	2013-09-25	1	1.9952	1.9912	2.0005	2.0005	0.0053	uu
	2013-09-26	1	2.0154	2.0119	2.0201	2.0201	0.0047	uu
	2013-09-27	1	2.0220	2.0189	2.0261	2.0261	0.0041	uu
	2013-09-30	1	2.0371	2.0338	2.0416	2.0416	0.0045	uu
	2013-10-01	1	2.0170	2.0132	2.0221	2.0132	-0.0038	ud

2013-10-02	1	2.0081	2.0042	2.0133	2.0133	0.0052	dd
2013-10-03	1	1.9928	1.9887	1.9983	1.9983	0.0055	dd
2013-10-04	1	2.0010	1.9977	2.0054	1.9977	-0.0033	dd
2013-10-07	1	1.9861	1.9829	1.9904	1.9904	0.0043	dd
2013-10-08	1	1.9926	1.9901	1.9960	1.9901	-0.0025	du
2013-10-09	-1	1.9880	1.9905	1.9847	1.9847	0.0033	ud

6. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2012-08-28	1	1.8017	1.8005	1.8033	1.8033	0.0016	uddduu
	2012-08-29	-1	1.8094	1.8108	1.8076	1.8076	0.0018	ddduuu
	2012-08-30	1	1.8206	1.8189	1.8229	1.8229	0.0023	dduuuu
	2012-08-31	-1	1.8253	1.8272	1.8227	1.8227	0.0026	duuuuu
	2012-09-03	-1	1.8156	1.8177	1.8129	1.8177	-0.0021	uuuuud
	2012-09-04	1	1.8162	1.8146	1.8184	1.8184	0.0022	uuuudd
	2012-09-05	1	1.8187	1.8173	1.8205	1.8205	0.0018	uuuddu
	2012-09-06	1	1.8173	1.8160	1.8190	1.8190	0.0017	uudduu
	2012-09-07	1	1.8081	1.8065	1.8102	1.8102	0.0021	udduud
	2012-09-10	-1	1.7975	1.7995	1.7948	1.7995	-0.0020	dduudd
	2012-09-11	1	1.8009	1.7991	1.8033	1.8033	0.0024	duuddu
	2012-09-12	-1	1.8030	1.8045	1.8011	1.8011	0.0019	uudduu
	2012-09-13	1	1.8060	1.8047	1.8077	1.8077	0.0017	udduuu
	2012-09-14	-1	1.7983	1.8000	1.7960	1.7960	0.0023	dduuud

2012-09-17	-1	1.7922	1.7941	1.7897	1.7897	0.0025	duuudd
2012-09-18	-1	1.7966	1.7984	1.7943	1.7943	0.0023	uuuddd
2012-09-19	-1	1.7952	1.7968	1.7930	1.7930	0.0022	uudddu
2012-09-20	1	1.7925	1.7909	1.7946	1.7946	0.0021	udddud
2012-09-21	1	1.7970	1.7953	1.7993	1.7953	-0.0017	dddudu
2012-09-24	-1	1.7932	1.7945	1.7914	1.7945	-0.0013	ddudud

7. Zaman Dilimi Geçerlemesi	İşlem Günü	Al/Sat (1/-1)	Açılış	Zarar Durdur	Kar Al	Kapanış	Kar/Zarar	Tahminde Kullanılan Örüntü
	2011-08-16	-1	1.7642	1.7685	1.7584	1.7685	-0.0043	uduud
	2011-08-17	1	1.7750	1.7718	1.7793	1.7793	0.0043	duudu
	2011-08-18	1	1.7685	1.7654	1.7726	1.7726	0.0041	uudud
	2011-08-19	1	1.7826	1.7791	1.7873	1.7873	0.0047	ududu
	2011-08-22	1	1.7848	1.7816	1.7891	1.7891	0.0043	duduu
	2011-08-23	-1	1.7842	1.7871	1.7803	1.7803	0.0039	uduud
	2011-08-24	1	1.7676	1.7650	1.7710	1.7710	0.0034	duudd
	2011-08-25	1	1.7813	1.7786	1.7849	1.7786	-0.0027	uuddu
	2011-08-26	-1	1.7532	1.7569	1.7483	1.7483	0.0049	uddud
	2011-08-29	-1	1.7474	1.7507	1.7430	1.7430	0.0044	ddudd
	2011-08-30	1	1.7281	1.7245	1.7329	1.7329	0.0048	duddd
	2011-08-31	-1	1.7312	1.7338	1.7278	1.7278	0.0034	udddd
	2011-09-01	-1	1.7141	1.7171	1.7101	1.7101	0.0040	ddddd
	2011-09-02	1	1.7202	1.7173	1.7240	1.7240	0.0038	dddud

2011-09-05	-1	1.7468	1.7509	1.7413	1.7509	-0.0041	ddduu
2011-09-06	-1	1.7683	1.7726	1.7626	1.7626	0.0057	dduuu
2011-09-07	1	1.7577	1.7532	1.7637	1.7532	-0.0045	duuuu
2011-09-08	-1	1.7571	1.7605	1.7526	1.7605	-0.0034	uuuud
2011-09-09	1	1.7672	1.7644	1.7710	1.7710	0.0038	uuudu
2011-09-12	1	1.7880	1.7847	1.7924	1.7924	0.0044	Uuduu

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı:

Efe UZEL

Doğum Yeri ve Tarihi:

Ankara 24.10.1989

Öğrenim Durumu:

Derece	Alan	Üniversite	Yıl
Lisans	Makine Mühendisliği	ODTÜ	2011

İş Deneyimi:

Çalıştığı Yer	Görev	Yıl
Aselsan A.Ş.	Proje Yönetim Mühendisi	2015-
Goldman Sachs Singapore	Veri Analisti	2013-2015
Roketsan A.Ş.	Mekanik Tasarımcı	2011-2013

Yabancı Diller:

İngilizce

Yayımlar:

Secer, Gorkem, and Uzel, Efe. "A series elastic actuator as a new load-sensitive continuously variable transmission mechanism for control actuation systems." Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2013.

E-posta: efeuzel@gmail.com

Telefon: 533 691 51 50

Tarih: 01.06.2018