



T.C
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
FEN FAKÜLTESİ
BİLGİSAYAR BİLİMLERİ BÖLÜMÜ

LİSANS SONU BİTİRME PROJESİ

Ramazan Fatih KARADENİZ

Hasan Şuca KAYMAN

Bartu BOZKURT

Danışman: DOÇ.DR. Murat ERŞEN BERBERLER

Mayıs, 2022

İZMİR

Hasan Şuca KAYMAN, Ramazan Fatih KARADENİZ, Bartu BOZKURT tarafından **DOÇ.DR. Murat ERŞEN BERBERLER** yönetiminde hazırlanan **“Yapay Zeka Tabanlı Kripto Para Alım Satım, Tahminleme ve Portfolyo Optimizasyonu Uygulaması”** başlıklı rapor tarafımızca okunmuş, kapsamı ve niteliği açısından bir Bitirme Projesi olarak kabul edilmiştir.

DOÇ.DR.
Murat ERŞEN BERBERLER

Çalışmalarımızda bize yön gösteren, destek ve emeklerini esirgemeyen, bizi yüreklendiren, öğrencileri olmaktan her zaman gurur duyacağımız lisans sonu projesi danışmanımız sayın DOÇ. DR. Murat ERŞEN BERBERLER'e sonsuz teşekkürlerimizi sunarız.

Araştırmalarımızda kullandığımız donanım desteklerini esirgemeyen sayın Serdar Kayman'a teşekkürü bir borç biliriz.

Lisans ve yüksek lisans eğitimimiz boyunca bilgileriyle ışık tutan, yüreklendirici sözleriyle bize akademik yolda yürüme şevki kazandıran Dokuz Eylül Üniversitesi Bilgisayar Bilimleri bölümündeki tüm hocalarımıza sonsuz teşekkür ederiz.

ÖZET

Derin-Öğrenme(LSTM) ve tabanlı gelecek fiyat tahmini yapan ve portfolio optimizasyonu(Esnek Hesaplama) ile optimum karı elde etmeye çalışan alım-satım botunun yapılması, performans ölçümü ve özgünlüğü.

Anahtar kelimeler: Zaman Serisi, LSTM, Ekonometrik Teknik, Esnek Hesaplama, Asenkron Programlama

ABSTRACT

Deep-Learning, LSTM and basic future price learners and portfolio optimization(Flexible Computing) to build the optimum buy-sell bot, performance and originality.

Keywords: Time Series, LSTM, Econometric Indicators, Soft Computing, Async Programming

İÇİNDEKİLER

1. GİRİŞ	9
2. LİTERATÜR	10
2.1. Problemler ve Yaklaşımları	10
2.2. Methodlar ve Algoritmalar.....	10
3. PROJENİN AMACI VE İZLEDİĞİ YOLU	12
3.1. Giriş	12
3.2. Mimari	13
3.3. Yöntem, Algoritmalar Uygulama	14
4. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME	15
KAYNAKÇA	17
EKLER	18

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1- Literatürde en çok kullanılan model.....	10
Şekil 2- Üç komponentden biri olan modelimiz	11
Şekil 3- Her bir Coin için modelimiz.....	14
Şekil 4- Kar zarar tablomuz	15
Şekil 5- Kar oranı grafiğımız	16
Şekil 6- Kar zarar tablomuz yüzelikli	16
Şekil 7- Portfolyo grafiğımız	16

1. GİRİŞ

Günümüzde mevcut olan finansal alım-satım botları “Kullanıcı ile arasında bulunan güven bağıını kuvvetlendirme ve alınan yatırımı en optimal şekilde değerlendirme” konularında çözüm arayışındadır. Ayrıca bu botların kullanıcıları da yapılan yatırımın tam olarak nereye harcandığını bilmek, elde edilen net karı ve süreç içinde yatırımının akışını izlemek ister. Bu sebeple kripto piyasasında güvenli ve erişimi kolay yatırımlara yönelmek isteyen kullanıcılar gece-gündüz bilgisayar ve telefon gibi cihazlardan yatırımlarını izlemek zorunda kalır. Bu zorlukları oluşturan temel etkenler şunlardır, geleneksel finansal sistemlerinin çok eski teknolojilere dayanması ve güvenlik açıklarının oluşması riskine karşın teknoloji ile paralel olarak gelişmekte hantal kalması bu piyasada gerçekleşen finansal işlemlerin çok yavaş, çok pahalı ve çok sınırlı olmasına sebep olur. Bu sebepler çözmeye çalıştığımız proje fikrinin temelini oluşturmaktadır. Geleneksel bankacılık sistemlerinden kurtulup, yatırım sektörünün yapay zeka ile otomasyonunu yapan ve bu otomasyonu blockchain üzerinde çalıştıran bir proje yukarıda bahsedilen tüm sorunları kökünden çözebilmektedir. Bu projemizde alım-satım emirlerinden ziyade alınan yatırımı en optimal şekilde değerlendirmesi üzerinde tekniksel çalışmalar yapılmıştır.

2. LİTERATÜR

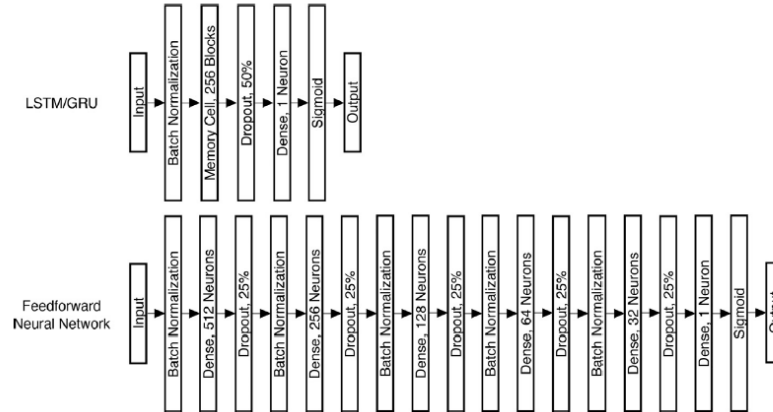
Geçmişten günümüze kadar olan süreçte yapılan fiyat tahminleyiciler ve alım-satım botları üzerinde hem ticari amaç güden yazılımların incelenmesi, hem zaman serisi ile fiyat tahminleyici modellerin literatür taramasının yapılması.

2.1. Problemler ve Yaklaşımları

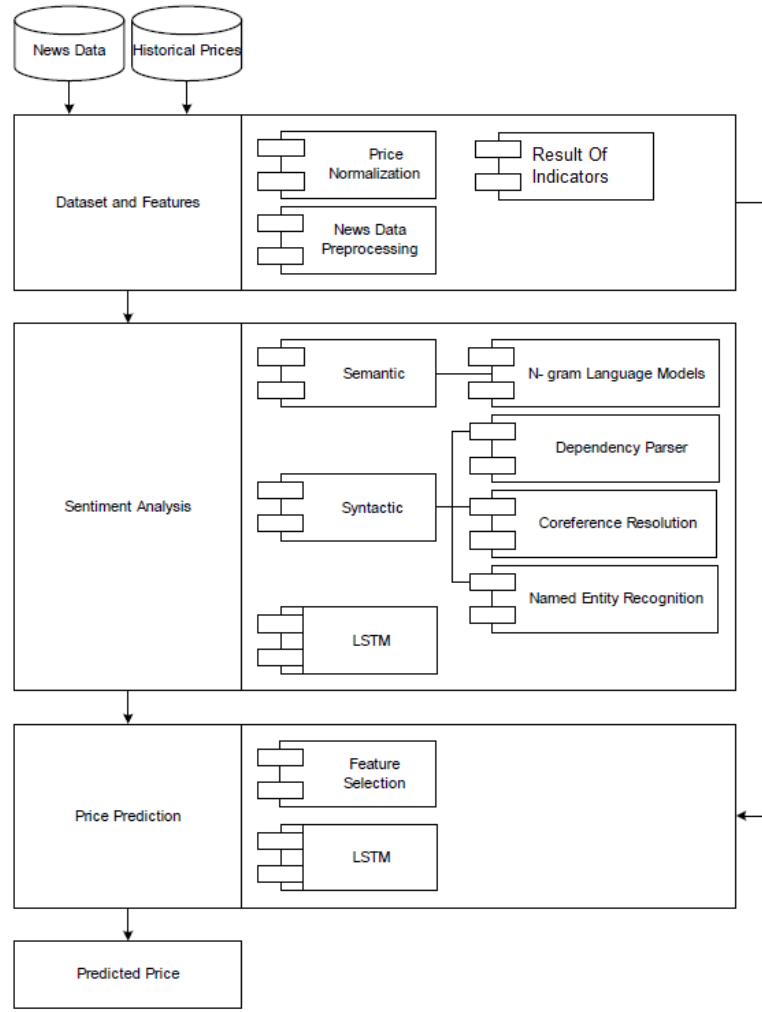
Literatürde olan zaman serisi modellerine baktığımızda teknik olarak çok eksik yönü vardır. Bazı modeller girdi olarak sadece fiyat bilgisini kullanırken, bazı modeller de, ekonometrik indikatör bilgilerini, sosyal medya sentiment analiziyle birlikte kullanmaktadır. Dolayısıyla en yüksek kar oranı ayda sadece %3'tür. Bu projemizi gerçekleştirerek literatürde farklı özelliklerle kullanılan modellerin hepsini bir modelde birleştirdik ve kendi özgün optimizasyon modelleriyle kar oranını yükselttik.

2.2. Methodlar ve Algoritmalar

Literatürde olan zaman serisi modellerini ele aldığımızda LSTM modeli yaygın şekilde kullanılsa da ARMA modelleri ve GRU modelleri de mevcuttur. LSTM modelinde fiyat tahmini için girdileri; fiyat, seçilen bir inkatör (Moving Average vb.) yada sentiment analizi ([0 – 1] aralığında). Bu projemizi gerçekleştirerek literatürde farklı girdilerin hepsini birleştirdik.



Şekil 1- Literatürde en çok kullanılan model



Şekil 2- Üç komponentden biri olan modelimiz

Sadece üç komponentden biri olan bu modelimiz aynı detaya sahip “Result Of Indicator” bölümünde ve her ayrı coin için hesaplanan fiyatlardan oluşan sonucun portfolyo optimizasyonu için para bölümü yapılan optimizasyon modelide mevcuttur.

3. PROJENİN AMACI VE İZLEDİĞİ YOLU

Yapay zeka destekli alım-satım projemizde uyguladığımız teknikleri ve izlediğimiz yolu bu bölümde açıklamaktayız.

3.1. Giriş

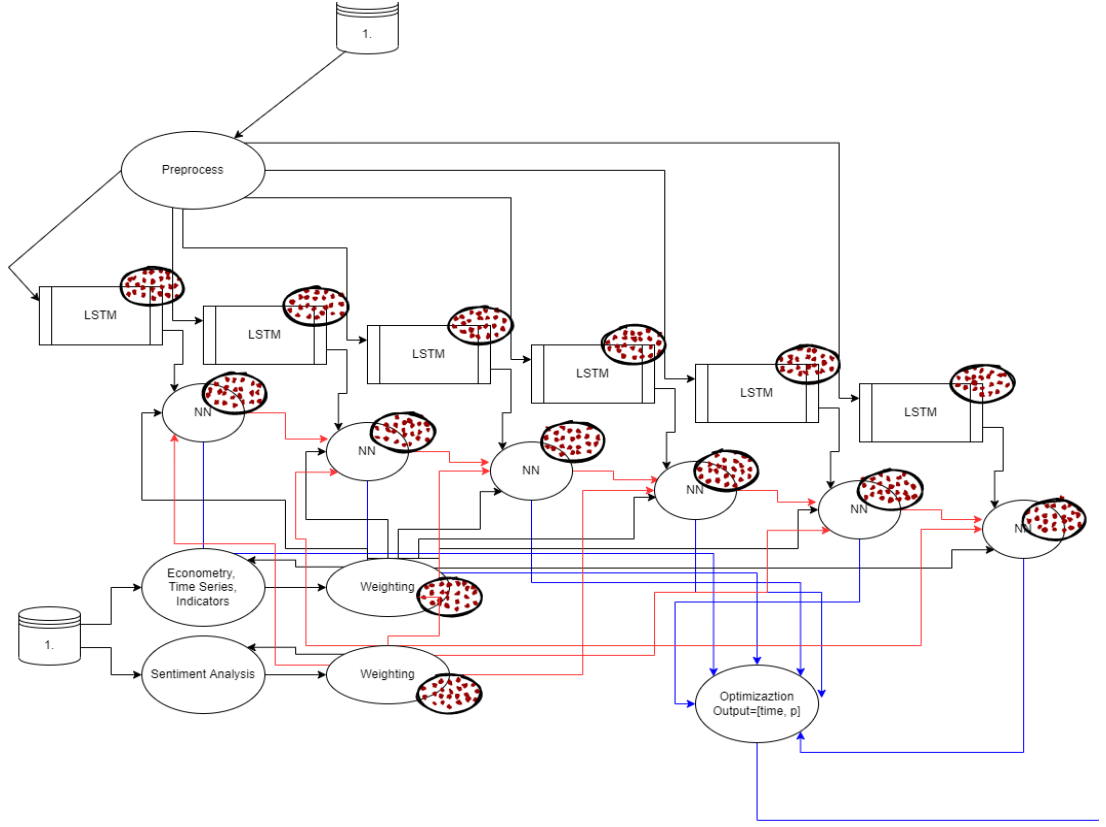
Proje çıktısı teknolojik açıdan hem güvenilir, hem deterministik, hem de otomasyona dayalı bir sistem üzerine kurulmuştur. Böyle bir sistem ancak ve ancak dağıtılmış bir şekilde topluma açık, saydam bir teknoloji ile var olabilir. Yapayzeka sistemlerinin otomasyonuna dayalı bot sistemi ile desteklenip, sürekli hale getirilmiştir. Yapay zeka arka planda çalışan LSTM derin öğrenme modeli ile bu otomasyonu mümkün kılıyor. LSTM yani uzun-kısa vadeli hafıza modeli zaman serisi problemlerini çözmek için yaygın şekilde kullanılan bir derin öğrenme modelidir. LSTM modeline ham şekilde verilen OHLC(open, high, low, close) değerlerinin yanı sıra bu değerlerin istatistiksel bir özeti olan yaygın ekonometri indikatörlerini (RSI,MACD,BB) de girdi olarak verilir. LSTM modeli daha sonra sosyal medya mecralarından topladığı haber, tweet, yorum gibi cümleleri ayıklayıp içeriklerinden potansiyeli yatırımcıların bulunduğu metinler üzerinde duygu analizi yapacaktır. Duygu analizi için yine LSTM kullanılabilir. LSTM modeli eğitilip %90 üstünde doğru yön tahmini yapacak seviyeye geldiğinde ise alım-satım stratejisini belirleyecek bölüm başlıyor. Bu bölüm elimizde bulunan modeli en optimal şekilde kullanan otomasyona dayalı botu yapmamızı sağlıyor. Önceki bölümdeki eğitimler 20 ayrı kripto para için yapılacak. Alım-satım stratejisinde ise otomasyon sistemi, modelden gelen verilere göre hangi kripto paraya elindeki yatırımın yüzde kaçını yatıracağına karar verecek. Burada bu kararı verecek olan otomasyon sistemi de öğrenen bir yapıda olmalıdır. Basit bir portföyle optimizasyonu bu sorunu çözmeye yeterli değildir. Biz bu problemi çözmek için sahip olduğumuz esnek hesaplama tekniklerinden yararlanarak kendi algoritmamızı yazdık. Her modelin başarı oranına göre yapacağı yatırımı dağıtan bu algoritma sayesinde %90 doğruluk ile çalışan modeli en az risk, en çok verim ile kullanmaya olağanına sahip oluyoruz. Çoklu kripto para birimleri arasında portfolyo optimizasyonu yapan şirketler ise yine düşük kazanç oranlarına sahiptir. Kullanıcı için parasının hangi kanallar üzerinden firmaya ulaştığı ve geri dönüp dönmeyeceği muamma olduğundan güven sorunlarına sebep oluyor.

3.2. Mimari

Alım Satım aşamasında 2 ana dönüm noktası vardır.

Birincisi LSTM'in eğitimi, ikincisi Eğitilen LSTM modelinin en verimli şekilde kullanımınıdır. LSTM eğitimi için ilk aşama veriyi seçmektir. Binance'dan (Borsadan) istenilen timestamp(zaman) datası, istenilen swap ikilisi için çekilecektir. Örn. (BTCUSDT 4H) Daha sonra bu datayı modele saf haliyle vermek verimsiz olacağı için datada bulunan Open High Low Close (OHLC) değerlerinin yanına teknik bir analiz içeren bir indikatör eklenecektir. LSTM in ana hedefi hesaplanan indikatör değeri ile OHLC yi birleştirerek gelecek timestampdeki Close değerini tahmin etmektir. Bu işlem için gerekli teorik altyapıyı elde ettikten sonra LSTM de ilk olarak RSI (Relative strength index) kullanılacaktır. RSI ile birlikte LSTM'in hyper parametrelerini de deneme yanılma yolu ile optimize ederek gerçekleştirdiğimiz eğitimlerde Yön Doğruluğu (Yapay zekâ modelinin swap ikilisindeki gelecek tahmininin yönü ile gerçek dünyadaki ikilinin seçilen timestamp(zaman) sonunda yönünün aynı olup olmadığını kontrol eden doğruluk değeri) hesaplanacaktır.

İkinci aşamada ise eğitilen yapay zekayı alım-satım stratejisi olarak en optimize şekilde kullanmayı hedeflediğimiz aşamadır. Bu aşamada model kümesi için (her model ayrı bir swap ikilisi için özel eğitilecektir) en az risk ile en fazla kar elde etmeyi garantileyen Esnek Hesaplama ve literatürde bulunan diğer portfolio optimization algoritmaları ile belirlenecektir. Bunun yanında alım-satım ın gerçekleşeceği zaman aralığında modelin ne zaman kaybı durdurup(stop loss), karı(take profit) alacağını seçmesini sağlayacak matematiksel olarak ispatlanmış bir algoritma geliştirmek olacaktır. Bu algoritma için birden fazla seçenek bulunuyor. Bunlara örnek olarak genetik algoritma ile portfolio optimizasyonu, dinamik ve istatistiksel yöntemler ile kaybı durdur, karı al emirlerinin belirlenmesi örnek verilebilir.



Şekil 3- Her bir Coin için modelimiz

3.3. Yöntem, Algoritmalar Uygulama

Borsalardan çektiğimiz mevcut olan her zaman aralığı için fiyat bilgisini ve her o zaman aralığında geçerli olan ekonometrik indikatörleri ve platform, platform ağırlıklandırdığımız sentiment değerlerini LSTM modelimize girdi olarak vererek eğitiyoruz. LSTM'in çıktısı olarak verdiği fiyat bilgilerinden hangi aralıkta en fazla değişim var ise o değişim aralığından o coin için portfolyo optimizasyonuna gönderiyoruz. Birçok coin için elde ettiğimiz optimizasyon amaç fonksiyonunda yatırılan miktarı oranlıyoruz. Değişim yönünde optimizasyon çıktısı kadarıyla o coin için future borsasında yatırımımızı yapıyoruz.

4. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

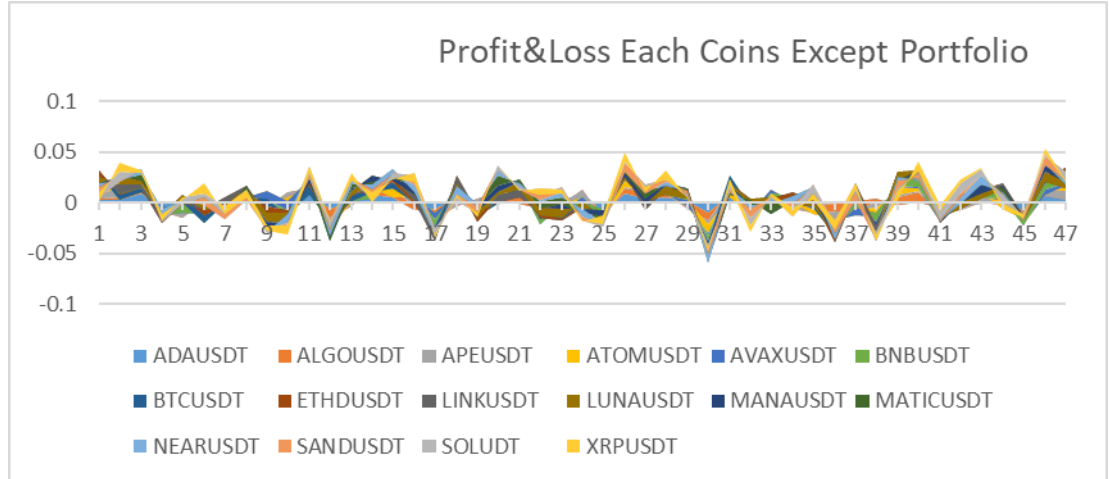
Alfa Testi sonuçlarımızın ortalama değerlendirme metrikleri:

Mean:[[64.22024, 0.05222469111378902],
[70.897545, -0.013115418545523056],
[34.71997, -0.013622412668672429],
[45.557884, 0.04109007796247131]]

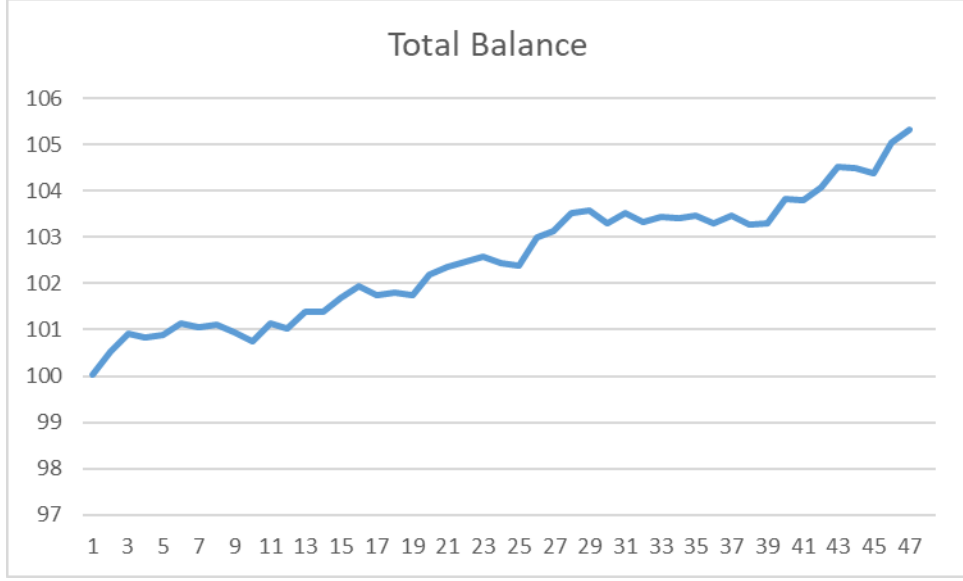
Count:[164, 60, 5, 170]
acc: %0.8870927318295739

Max
[[200.28955, 0.2642298752386079],
[251.03418, -1.7316388982556728e-05],
[59.194336, -0.001975994787683014],
[288.39404, 0.2765006568953807]]

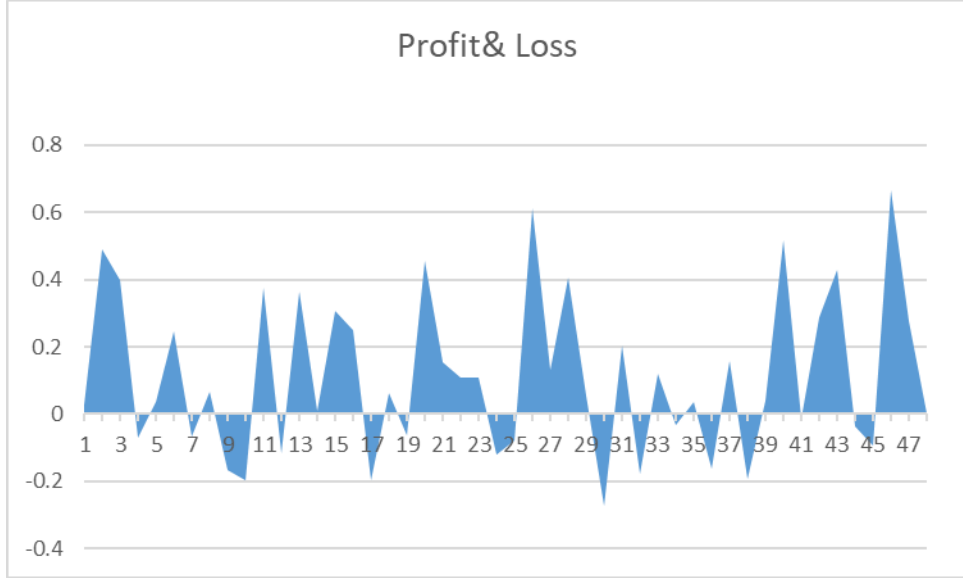
Min
[[0.16333008, 0.0003762865777131362],
[5.162964, -0.03895934116871288],
[18.04248, -0.03482852223179002],
[0.04272461, 0.0019631289181387033]]



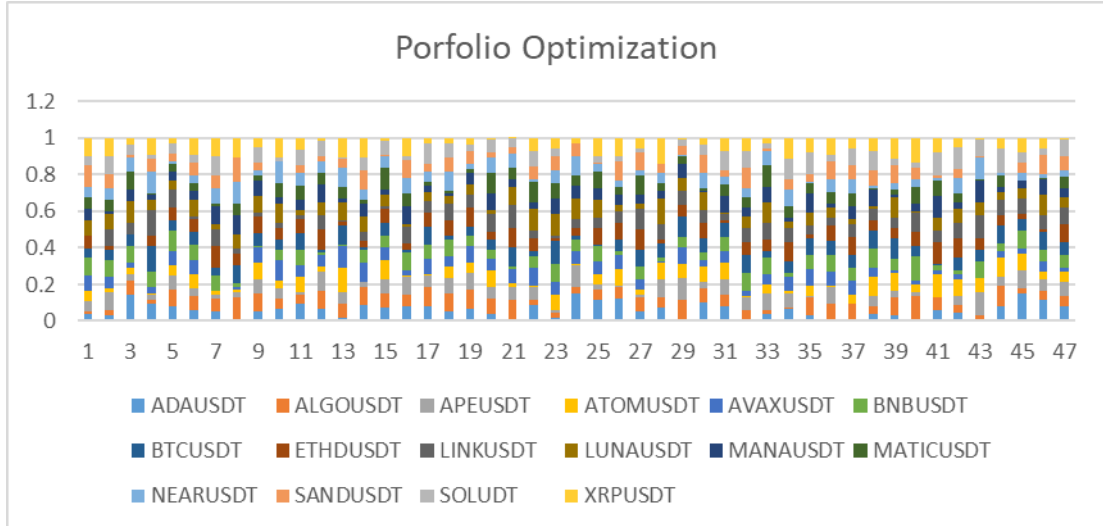
Şekil 4- Kar zarar tablomuz



Şekil 5- Kar oranı grafiğimiz



Şekil 6- Kar zarar tablomuz yüzelikli



Şekil 7- Portfolyo grafiğimiz

KAYNAKÇA

Stuart J. Russell& Peter Norvig (2010). Artificial Intelligence A Modern Approach (3rd ed.).

New Jersey: Pearson Education.

WEB_1. (2022). Alım-satım web site.

<https://wundertrading.com/en><https://wundertrading.com/en>, 10/03/2022

WEB_2. (2022). RNN's web site. <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-recurrent-neural-networks>, 09/02/2022

WEB_3. (2022). Portfolio Optimizer web site. <https://portfoliooptimizer.io/>, 02/02/2022

EKLER

Ek 1.1. <https://github.com/Deu-CS-Final-Projects>