

BIST 30'DA ORTALAMA VARYANS MODELİ, SHARPE VE TREYNOR ÖLÇÜTLERİNE DAYALI GENETİK ALGORİTMAYLA PORTFÖY OPTİMİZASYONU UYGULAMASI

PORTFOLIO OPTIMIZATION APPLICATION WITH GENETIC ALGORITHM BASED ON MEAN VARIANCE MODEL, SHARPE AND TREYNOR CRITERIA IN BIST 30

Dr. Öğr. Üyesi Hakan YILMAZ¹

ÖZ

Portföy optimizasyonu, finansal piyasalarda işlem yapan yatırımcılar tarafından en iyi yatırım kombinasyonunun oluşturulmasıdır. Portföy optimizasyonunda amaç, en yüksek getiriye sağlayacak olan finansal varlığın, en düşük risk ile seçilmesi işlemidir. Yatırımcılar için oldukça zor olan bu işlem, portföy optimizasyon problemi olarak ifade edilmektedir. Bu problemin çözümünde çeşitli optimizasyon modelleri dikkate alınmaktadır. Bu çalışmanın amacı; maksimum getiri ve Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe oranı ve Treynor endeksi performans ölçütleri aracılığıyla BIST 30 endeksinde bulunan hisselerden en uygun portföyün oluşturulması ve kullanılan yöntemlerin başarılarının genetik algoritma ile ölçülmesidir. Çalışmada 03.01.2022 – 28.02.2024 arası hisse senedi günlük kapanış fiyatları kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, maksimum getiri modeli ve Treynor endeksi modeliyle en yüksek portföy getirisi sağlanırken, en yüksek portföy riski ortaya çıkmıştır. Portföy getirisini maksimize etmesi açısından değerlendirildiğinde Treynor endeksi modelinin Sharpe oranı modeline kıyasla daha iyi bir portföy çeşitlemesi ortaya koyduğu anlaşılmıştır. Buna karşın Markowitz ortalama varyans modeliyle en düşük portföy riskine sahip portföy çeşitlemesi oluşturulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Markowitz Ortalama Varyans Modeli, Portföy Optimizasyonu, Genetik Algoritma.

JEL Sınıflandırma Kodları: C61, G11, G17.

ABSTRACT

Portfolio optimization is the creation of the best investment combination by investors trading in financial markets. The objective of portfolio optimization is to select the financial asset that will provide the highest return with the lowest risk. This process, which is quite difficult for investors, is referred to as the portfolio optimization problem. Various optimization models are considered in solving this problem. The aim of the study is to construct the most appropriate portfolio from the stocks in the BIST 30 index through maximum return and Markowitz mean variance model, Sharpe ratio and Treynor index performance measures and to measure the success of the methods used with genetic algorithm. In the study, daily closing stock prices between 03.01.2022 - 28.02.2024 are used. As a result of the study, the maximum return model and the Treynor index model yield the highest portfolio return and the highest portfolio risk. In terms of maximizing portfolio return, the Treynor index model is found to provide a better portfolio diversification compared to the Sharpe ratio model. On the other hand, the Markowitz mean-variance model produce portfolio diversification with the lowest portfolio risk.

Keywords: Markowitz Mean Variance Model, Portfolio Optimization, Genetic Algorithm.

JEL Classification Codes: C61, G11, G17.

¹  Ağrı İbrahim Çeçen Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, hyilmaz@agri.edu.tr

EXTENDED SUMMARY

Purpose and Scope:

Investors want to invest in securities with the least risk and highest return by analyzing a large number of financial investment instruments with various characteristics from different markets for their purposes. This situation is of vital importance for investors and is one of the most important problems encountered in investment. This problem is referred to as the portfolio choice problem or portfolio optimization in the finance literature (Çilek, 2022, p. 375). The aim of the study is to form the most appropriate portfolio by selecting among the stocks of 29 companies traded in the BIST 30 index with the maximum return model, Markowitz mean variance model, Sharpe ratio and Treynor index performance criteria, to calculate the weights of the stocks in the portfolio, and accordingly, to measure the performance of the models used in portfolio optimization with genetic algorithm, a heuristic technique. In the study, the daily closing prices of the stocks between 03.01.2022 - 28.02.2024 are taken into consideration.

Design/methodology/approach:

The Markowitz mean-variance model is based on the aim of creating the portfolio with the lowest risk in order to achieve the expected return and thus to reach the optimum portfolio. Ignoring risk and focusing only on high returns is a weak portfolio construction strategy (Başar & Kuvat, 2020, p. 163). The Sharpe ratio is a method used to measure the additional return for one unit of total risk. The total risk, which consists of the combination of systematic and unsystematic risks, can be determined by the standard deviation of the portfolio. (Büberkökü & Kızıldere, 2022, p. 158). The Treynor measure can be defined as the rate of return that can be obtained for an investment without diversification risk per unit of all risks in the market. The Treynor ratio excludes unsystematic risk (Öncü & Ektik, 2021, p. 380). Genetic algorithm is a stochastic approach to function optimization based on the mechanics of genetic evolution (Whitley, 1994, p. 67). The main purpose of the genetic algorithm is to evaluate the solution of complex optimization problems with multiple constraints through software (Koza, 1992; Candan et al., 2019, p. 31).

Findings:

Portfolio information of 4 different models optimized based on the 563-day returns of the companies traded in BIST 30 is given. When the return of the portfolio is maximized, it is determined that Model 1, the Return model, and Model 4, the Treynor index model, provide the highest portfolio return and the daily return of the portfolio is 0.006. However, when the variance of the portfolio is minimized, it is found that the model with the lowest risk is Model 2, which is the Variance model, and the risk of the portfolio consisting of 17 stocks is measured as 0.0201. When the comparison between the models is made, it is concluded that the best model that maximizes the return is Model 1 and Model 4, while the best model that minimizes the risk is the variance model. In addition, the return maximizing models have higher risk than the others, the return of the risk minimizing model is lower than the others, while the Sharpe ratio model cannot beat the others. When GA analysis is performed by maximizing the return of the portfolio, it is revealed that the Return model and the Treynor index model provide the highest return as in classical portfolio optimization. Similarly, when the variance of the portfolio is minimized, it is determined that the Variance model has the lowest portfolio risk and the risk of this portfolio consisting of 14 stocks is 0.0206. As a result of 100 iterations, the highest portfolio Sharpe ratio of the model no. 3 is measured as 0.1939 per day, while the return of the portfolio is calculated as 0.0045, the risk is 0.0231 and the Beta is 0.6615. Using the GA parameter values and the portfolio's return, variance, Sharpe ratio and Treynor index objective function, 100 portfolios are formed, and the best portfolio types are determined among them. In this direction, the portfolio of the return model and Treynor index model consists of 1 CONTR stock, the daily return of this portfolio is 0.006 and the risk of this portfolio is 0.0434. The portfolio of the variance model solved by GA analysis consists of 15 stocks and the daily return of this portfolio is calculated as 0.003 with the lowest risk of 0.0206. In addition, the portfolio Sharpe ratio of the model whose objective function is Sharpe ratio is calculated as maximum 0.1939, while the daily return and risk of the portfolio are 0.0045 and 0.231, respectively, and it is understood that the stocks in this portfolio are ALARK, BIMAS, FROTO, ISCTR, KONTR, OYAKC and PGSUS.

Conclusion and Discussion:

In the study, it is found that the portfolio measurement values of Model 1 and Model 4 applied in GA and KPO, where the return of the portfolio and Treynor index are formed as the objective function, are the same and the two analysis methods produce similar results. On the other hand, in the objective function analysis where the portfolio variance is minimized and the Sharpe ratio is maximized, GA produces results close to KPO, and we can explain that GA offers different portfolio opportunities to investors in terms of portfolio diversification. However, when the performance measures of the models are compared, it is noticed that the return model (Model 1) and the Treynor index model (Model 4) are more attractive in terms of portfolio diversification than the Sharpe ratio model (Model 3), while the risk of the portfolio is higher when only the return of the portfolio is considered. When a comparison is made with a model with the lowest portfolio risk, it is concluded that the portfolio obtained with the Variance model (Model 2) has the lowest risk. The results obtained in line with this information show that the GA method can be an alternative portfolio optimization analysis technique to the KPO. When the aforementioned methods are compared in line with the results obtained, it is revealed that the portfolios obtained by genetic algorithm analysis give optimization results close to the portfolio types obtained by the classical optimization method.

1. GİRİŞ

Günümüz dünyasında yaşanan küreselleşme ve bu olgunun yansımaları sonucu finansal piyasalarda görülen değişimler ve gelişmeler ile yatırım araçlarının ve finansal enstrümanların çeşitliliğindeki artışlar, az ya da çok sermayesi bulunan tüm birikim sahiplerini sermaye piyasalarında yatırım yapar duruma getirmiştir. Bu doğrultuda finansal işlemler ya da yatırımlar hakkında herhangi bir bilgi birikimi olmayan tüm tasarruf sahipleri, yatırımcı rolünü üstlenmiş ve bu durum sonucunda piyasalar, karmaşık bir yapıya bürünmüştür. Bahsedilen karmaşıklık ve finansal okuryazarlık bilgisine sahip olunmadan yapılan yatırımlar, sermaye sahiplerinin başarısızlık risk düzeyini oldukça artırmıştır. Bilindiği üzere sermaye piyasalarında yatırım yapan tüm taraflar için hali hazırda birçok risk mevcuttur (Özkan ve Çakar, 2020, s.38). Bu riskler, gerçekleştirilen yatırımın türüne ve yatırımdan beklenen getiriye göre değişiklik göstermektedir. Elinde bulunan birikimi yatırıma dönüştürmek isteyen tasarruf sahipleri ya da yatırımcılar, yapacakları her türlü yatırım için maksimum getiri ve minimum risk düzeyini yakalamak istemektedir. Bu noktada gerçekleştirilen menkul kıymet yatırımlarında riski minimize etmenin en temel yolu, yatırım araçlarının çeşitlendirilmesidir. Başka bir deyişle, portföy yatırıma odaklanılmasıdır. Portföy yatırımı sayesinde, tek aşamada birden çok menkul kıymete yatırım yapılmakta ve yatırımın riski dağıtılmaktadır. Bu doğrultuda yatırımdan beklenen risk ve getiri, tüm portföyün risk ve getirisi halini almaktadır (Karan, 2013, s.139; Yaman ve Korkmaz, 2023, s. 196).

Son yıllarda menkul kıymet piyasalarında yapılan yatırımların ve potansiyel yatırımcıların sayısında meydana gelen artışlar başta olmak üzere, yatırım risklerinin azaltılıp, getirilerinin artırılması gibi nedenlerle, finansal piyasalara birçok yeni finansal yatırım aracı entegre edilmiş ve borsada faaliyet gösteren işletme sayılarında dikkate değer artışlar yaşanmıştır. Bu doğrultuda yatırımcıların bahsedilen finansal enstrümanlara büyük tutarlarda sermaye aktardığı belirlenmiştir. Finansal yatırım araçlarında meydana gelen artışlar ve portföy oluşturarak yatırım riskinin minimize edilebileceği düşüncesi, portföy optimizasyonu işleminin önem kazanmasını sağlamıştır. Bahsi geçen portföy optimizasyonu; riskin en aza indirgenerek, getirisinin en üst seviyede tutulabilmesi amacıyla ve öngörülebilir kısıtlar dahilinde portföye eklenecek finansal enstrümanların oransal açıdan dağılım hesaplamasının yapılabilmesini sağlayan matematik temelli bir model olarak açıklanabilmektedir (Başar ve Kuvat, 2020, s. 162).

Belirtildiği üzere yatırımcılar, amaçları yönünde farklı piyasalardan çeşitli özelliklere sahip olan çok sayıda finansal yatırım aracını analiz etmek suretiyle, en az riske ve en yüksek getiriye sahip olan menkul kıymetlere yatırım yapmak istemektedir. Bu durum yatırımcılar açısından hayati bir önem taşımakta ve yatırım konusunda karşılaşılan en önemli sorunların başında gelmektedir. Bahsi geçen sorun finans literatüründe portföy tercih problemi ya da portföyün optimize edilmesi biçiminde ifade edilmektedir (Çilek, 2022, s. 375).

Portföy optimizasyonu, geleneksel ve modern portföy teorisi üzerine geliştirilmiştir. Her iki portföy teorisinde de amaç, riski en aza indirmektir. Geleneksel portföy teorisi, riskin minimize edilmesi için portföye dahil edilen menkul kıymet sayısının artırılmasını yeterli bulmaktadır. Fakat modern portföy teorisi, riskin azaltılması amacıyla yalnızca portföyde bulunan menkul kıymet sayısının artırılmasını yeterli görmemiş ve geleneksel teoriyi bu yönüyle eleştirmiştir (Bozma vd., 2021, s. 325). Modern portföy teorisi, 1952 yılında Markowitz tarafından uygulanan ortalama varyans modeli ile literatüre kazandırılmıştır. Model, oluşturulan portföyde yer alan finansal varlıkların birbirleri arasındaki risk ve getiri durumunu göz önüne alarak, geleneksel teoriye göre sayıca daha düşük yatırım aracıyla maksimum getirili ve minimum riskli portföyler elde etmeyi amaçlamaktadır. Model uygulamasında portföye dahil edilen yatırım araçlarının portföydeki ağırlıkları matematiksel olarak belirlenerek, değişik risk ve getiri yapılarında elde edilen portföyler, etkin sınır eğrisi üzerinde bir araya getirilmektedir. Buradan hareketle oluşturulan portföyler arasından, risk ve getiri yönünden optimal olan portföy belirlenmeye çalışılmaktadır (Markowitz, 1952; Yöntem ve Özkan, 2022, s. 113).

Günümüz portföy optimizasyonu çalışmalarında, geleneksel ve modern portföy optimizasyonu modellerine ilave olarak sezgisel yöntemlerin de kullanıldığı görülmektedir. Sezgisel algoritmalar aracılığıyla elde edilen optimal portföylerin, diğer modeller kullanılarak oluşturulan portföylere göre daha etkin ve başarılı oldukları belirtilmektedir. Portföy optimizasyon problemlerinde sezgisel yöntemlerin daha rahat uygulanabilmesi ve hızlı bir şekilde en etkin çözümün elde edilebilmesi, bahsedilen yöntemlerin kullanım sıklığını artırmıştır. Sezgisel algoritmalar, iki farklı türe ayrılmaktadır. Bunlar; gelişime göre algoritmalar ve sürü zekasına göre algoritmalar. Gelişime göre algoritmalar, en doğru sonuca ulaşma noktasında devamlı olarak iyileşme gösteren yöntemlerdir. Gelişime göre algoritmalar arasında bulunan ve portföy optimizasyonu problemlerinde kullanılan yöntemlerin başında, genetik algoritmalar yöntemi gelmektedir (Çelenli Başaran, 2021, s. 19). Bir diğer sezgisel algoritma

türü olan sürü zekasına göre algoritmalar ise birlikte hareket eden canlılar örnek alınarak meydana getirilen yöntemlerdir.

Genetik algoritma yönteminde öncelikle, problemin çözümünü belirten karar değişkenlerinde mutasyonlar ve çaprazlama işlemi yapılır. Bu sayede yeni özellikleri bulunan karar değişkenleri elde edilir. Bahsedilen işlem sonucunda karar probleminin hedefini optimize edebilen en iyi çözümler yaşarken, kötüler yok edilir. Yöntem, problemin matematiksel çözümüne odaklanılmayarak, elde edilen çözümler kümesini dikkate almada ve bahsi geçen çözümleri iyileştirmek suretiyle en iyi çözüme ulaşmayı amaçlamaktadır (Acar, 2021, s. 272).

Çalışmada kullanılan yöntemlerden ilki Makowitz ortalama varyans modelidir. Modern portföy teorisinin öncüsü olarak görülmesi, birçok çalışmada kullanılması ve portföy optimizasyonunda başarılı sonuçlar elde edilmesi nedeniyle model çalışmaya dahil edilmiştir. Bahsedilen modele ilave olarak çalışmada Sharpe oranı ve Treynor oranı kullanılmıştır. Belirtildiği üzere çalışma, en başarılı portföy optimizasyonuna ulaşılmasını amaçlamaktadır. Bu noktada oluşturulan portföyün risk yapısı oldukça önem taşımaktadır. Sharpe ve Treynor ölçütlerinde farklı risk çeşitlendirmesi bulunmaktadır. Sharpe oranının toplam riski dikkate alması, Treynor oranının sistematik riski dikkate alması, buradan hareketle en iyi portföy oluşturulmasında hangi risk yapısının değerlendirilmesi gerektiğinin ortaya konulması ve bunlara ilaveten bu üç optimizasyon modelinin karşılaştırılması amacıyla modeller çalışmada kullanılmıştır. Ayrıca çalışmada, sezgisel algoritmalara dayalı genetik algoritma yöntemine de yer verilmiştir. Yöntem kullanımı ile sezgisel yöntemlerle klasik yöntemlerin karşılaştırılması, kullanılan yöntemlerin performans seviyelerinin ölçülmesi ve bu doğrultuda en iyi portföy optimizasyonunun gerçekleştirilmesi amaçlanmaktadır.

BIST 30 endeksi portföy optimizasyonu üzerine gerçekleştirilen çalışmalar incelendiğinde, pandemi sonrası ve özellikle 2023 yılında BIST 30 endeksi üzerine uygulanan herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu doğrultuda çalışmanın belirtilen yılları kapsamı ve bahsedilen optimizasyon yöntemlerinin kullanılması, çalışmanın özgün yanını oluşturmada olup çalışmanın literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Gerçekleştirilen bu çalışma belirtildiği üzere 03.01.2022–28.02.2024 dönemlerini kapsamaktadır. Uygulama dönemi olarak seçilen bu iki yıl, Covid-19 pandemisinin atlatıldığı ancak etkilerinin kısmen de olsa devam ettiği bir zaman dilimidir. Bu nedenle bahsi geçen dönem için pandeminin finansal piyasalara olan etkilerinin göz ardı edilmemesi ve pandemi dönemiyle kıyaslama yapılması gerekmektedir. Covid-19 pandemisi, 2019 yılının son çeyreğinde Çin’de ortaya çıkan ve kısa sürede tüm dünyayı etkisine alan bir sağlık krizidir. Mart 2020’de ise Türkiye’de ilk vakanın görüldüğü belirlenmiştir. Sağlık alanında baş gösteren kriz tüm dünyayı ve ülkeleri birçok yönden etkilemiştir. Olumsuz etkilerin görülmesi en önemli alanların başında ise ülke ekonomileri ve finansal piyasalar gelmektedir. Pandemiyle mücadele etmek amacıyla hayata geçirilen önlemler kısıtlamalar biçiminde olmuş, üretimi ve piyasaları durma noktasına getirmiştir. Bu doğrultuda ekonominin temeli olarak görülen işletmeler de oldukça zor zamanlar geçirmiştir (Kılıç, 2020, s.67). Pandeminin etkilediği bir diğer unsur ise yatırımlar ve yatırımcılar olmuştur. Pandemi süreci ile yatırımcıların yatırım seçeneklerinde dair tercihlerinde, yatırım davranışlarında ve portföy yönetim yapılarında birçok farklılık ortaya çıkmıştır. Bu farklılıkların başında yatırımcıların altın, yatırım fonları ve banka mevduatı gibi az riskli ve yüksek getiri sunmayan finansal araçlara yönelmeleri gelmektedir. Covid-19 süreci içerisinde yatırımcıların borsa tercihlerinde %53’lük bir azalma olduğu görülmüş olup altın fiyatlarında ise ciddi bir artış yaşandığı belirlenmiştir. Sonuç olarak Covid-19 pandemisi ile yatırımcıların yüksek riskten ve getiriden kaçındığı, güvenli ve orta düzey getirili yatırım araçlarına yöneldiği bir durum meydana gelmiştir (Arslan ve Çankaya, 2022, s. 602). Bahsedilenlerden hareketle Yöntem ve Özkan (2022) tarafından BIST 30 üzerine gerçekleştirilen ve 11 Mart 2020-2021 tarihlerini yani Covid-19 pandemi sürecini dikkate alan portföy optimizasyonu çalışması incelendiğinde, yatırımcıların pandemi döneminde optimum portföyü oluşturabilmeleri ve getirilerini böyle bir kriz döneminde maksimize edebilmeleri için Sharpe oranı maksimizasyonu ve risk kısıtlı getiri maksimizasyonu yöntemlerini tercih etmeleri gerektiği belirtilmiştir. Pandemi etkilerinin oldukça azaldığı Ocak 2022-Mart 2024 dönemi üzerine gerçekleştirilen bu çalışmada ise Treynor endeksi modelinin Sharpe oranı modeline kıyasla daha iyi bir portföy çeşitlemesi yaptığı belirlenmiştir. Bu doğrultuda Covid-19 pandemisinin yatırımcıların optimum portföyü oluşturmasında etkili olduğu ve yatırımcı davranışlarında farklılıklar meydana getirdiği anlaşılmıştır.

Bahsedilenlerden hareketle bu çalışmanın amacı, maksimum getiri modeli, Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe oranı ve Treynor endeksi performans ölçütleri ile BIST 30 endeksinde işlem gören 29 işletmenin hisse senetleri arasından seçim yapılarak en uygun portföyün oluşturulması, portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının hesaplanması ve buna bağlı olarak portföy optimizasyonunda kullanılan modellerin performanslarının sezgisel bir

teknik olan genetik algoritma ile ölçülmesidir. Çalışmada Ocak 2022-Şubat 2024 tarihleri arası, hisse senetlerinin günlük kapanış fiyatları dikkate alınmıştır.

Çalışma dört bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde, giriş kısmına yer verilmiştir. İkinci bölümde, literatür taraması bulunmaktadır. Üçüncü bölümde, çalışmanın amacı ve kapsamı hakkında açıklamalarda bulunulmuş, kullanılan yöntemlere dair bilgilendirmeler yapılmış, analiz uygulaması sonucu ulaşılan bulgular belirtilmiş ve gerekli yorumlamalar yapılmıştır. Dördüncü bölümde ise sonuçlar ve öneriler kısmına değinilmiştir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bu kısımda, BIST 30 endeksinde ve diğer sektörlerde portföy optimizasyonu üzerine uluslararası ve ulusal literatürde bulunan çalışmalara yer verilmiştir.

Tablo 1. Portföy Optimizasyonu Üzerine Literatür Taraması

Yazar/Yazarlar	Analiz Sektörü ve Dönemi	Yöntem	Sonuç
Zeren ve Baygın (2015)	BIST 30 Endeksi/Ocak 2010-Haziran 2013	Genetik Algoritmalar	Lambda değeri 0,20 olduğunda optimal portföyün 18 hisseden oluşacağı belirtilmiştir.
Akyer vd. (2018)	BIST 30 ve BIST 100 Endeksleri/Mayıs 2013-Nisan 2016	Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması	Düşük risk düzeyinde, daha fazla hisseye yatırım yapılması gerektiği belirtilmiştir.
Radovic vd. (2018)	Belgrad Borsası/2013-2017	Markowitz Ortalama Varyans Modeli	Kabul edilen riske göre sadece likit hisseler için etkin portföy oluşturulabileceği ifade edilmiştir.
Aksaraylı ve Pala (2018)	BIST 30/Ocak 2016-Kasım 2016-Amerikan Hisse Senedi Piyasası/Ocak 2016-Aralık 2016	Bulanık Entropiye Dayalı Markowitz Ortalama Varyans Modeli	Bulanık entropinin yüksek seviyeli momente sahip olan portföyler üzerinde daha başarılı olduğu gösterilmiştir.
Ural vd. (2019)	BIST 30/2015-2018	Marjinal RMD Analizi	Marjinal RMD analizinin risk çözümlemesi için uygun olduğu açıklanmıştır.
Logubayom ve Victor (2019)	Gana Borsası/2011-2016	Markowitz Ortalama Varyans Modeli	En verimli portföyün GCB ve CAL bileşimi olduğu ifade edilmiştir.
Pala ve Aksaraylı (2019)	Amerikan Hisse Senedi Piyasaları/Ocak 1995-Aralık 2015	Bulanık Adaptif Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması	Çalışmada kullanılan yöntem aracılığıyla etkin bir sonuç elde edilmiştir.
Bilir ve Kanlıdere (2019)	BIST 100 Endeksi/Şubat 2012-Aralık 2017	Markowitz Ortalama Varyans Modeli	Model aracılığı ile optimal portföyler elde edilmiştir.
Akdağ (2019)	Döviz Kurları ve BIST Sektör Endeksleri/Ocak 2017-Aralık 2018	Bulanık Doğrusal Programlama Modeli	Portföye ilave edilen döviz kurlarının getiriye artırırken, riski azalttığı belirtilmiştir.
Süsay vd. (2020)	BIST 100/Ocak 2017-Haziran 2020	Markowitz Karesel Programlama	Düşük risk ve yüksek getiriye sahip optimum portföy oluşturulmuştur.
Safitri vd. (2020)	IDX LQ 45/Ocak 2014-Temmuz 2018	Markowitz Ortalama Varyans Modeli	Daha fazla hisseden oluşan portföylerin daha az riske sahip olduğu belirtilmiştir.
Çelenli Başaran ve Öner (2020)	BIST 30/Ocak 2017-Aralık 2017	Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması-Veri Zarflama Analizi	Etkin portföyler belirlenmiştir. Etkin olmayanlar için önerilerde bulunulmuştur.
Acar (2020).	Mevduat, BIST 100, USD, EURO, Altın, DİBS/Ocak 2005-Mayıs 2020	Ortalama Varyans, Sharpe, Sortino, LPM-Esrada ve Nawrocki Yaklaşımı	Risk kontrolünde Nawrocki yaklaşımının faydalı olduğu, stokastik modelin deterministğe göre daha tutucu sonuç verdiği açıklanmıştır.
Başar ve Kuvat (2020)	BIST Kurumsal Yönetim Endeksi/2009-2018	Markowitz Ortalama Varyans Modeli	Etkin portföyler oluşturulmuştur. Ortalama-varyans modeli ile tutarlı sonuçlara ulaşıldığı belirtilmiştir.

Yazar/Yazarlar	Analiz Sektörü ve Dönemi	Yöntem	Sonuç
Çömez ve Başarır (2020)	Uluslararası Endekslerinden Hisseler/2010-2019	Borsa Seçilen Markowitz Ortalama Varyans Modeli ve Sharpe Oranı	Sharpe oranı yüksek bulunan portföyün, risk düzeyinin de yüksek olduğu ifade edilmiştir.
Urun vd. (2020)	BIST 30/2013-2016	Markowitz Ortalama Varyans Modeli ve Sharpe Oranı	Değişik optimizasyon tekniklerinin kullanımının faydalı olduğu açıklanmıştır.
Avşarlıgil (2020)	10 Adet BIST Endeks Değeri/2014-2017	Verdegay Bulanık Doğrusal Programlama Modeli	Modelin portföy oluşturmada tercih edilebileceği açıklanmıştır.
Özkan ve Çakar (2020)	Dünya'daki 8 Pazar Endeksi İşlem Gören Seçili Hisse Senetleri/2017	Alfa/Standart Sapma Modeli ile Optimizasyon Model Önerisi	Oluşturulan modellerin geçerli olduğu belirtilmiştir.
Çelenli (2021)	Başarın BIST 30/2019	Genetik Algoritma, Sharpe ve Treynor Ölçüleri	Genetik algoritmanın diğer modellere kıyasla daha başarılı olduğu ifade edilmiştir.
Acar (2021)	BIST 30/Mayıs 2019-Nisan 2020	Ortalama, Monte Carlo ve Tahmin Getiri Ölçütleri ile Genetik Algoritmalar	Genetik algoritmaların zaman yönünden avantajlı olmadığı belirtilmiştir.
Habib ve Nadjat (2021)	Bankacılık Sektörü/1998-2020	Genetik Algoritmalar	En uygun kredi portföyü belirlenmiştir.
Charkasov ve Hepşen (2021)	BIST 30/2020	Ortalama Varyans ve Sharpe Modeli	Ortalama varyans modelinin Sharpe ölçütüne göre daha etkin olduğu açıklanmıştır.
Akbulut ve Şenol (2021)	BIST Gıda, İçecek ve Tütün Sektörü/2015-2020	Bütünlük SD ve Promethee Yöntemleri	Yöntemlerin portföy optimizasyonunda başarılı olduğu ifade edilmiştir.
Büberkökü (2021)	S&P500 Endeksi/2000-2020 Aylık Verileri	CVaR, MDD, Omega ve Markowitz Modelleri	Omega yönteminin en başarılı model olduğu ifade edilmiştir.
Tahirzede (2021)	ABD ve Çin Hisseler/2016-2021	Otalama Varyans Modeli	Pandemi döneminde incelenen ülkelerde etkin olarak yatırım yapılan sektör ve hisseler belirtilmiştir.
Çilek (2022)	BIST GYO/2019-2021	SD Temelli MABAC Yöntemi	Mali başarımları yüksek olan işletmeler belirlenerek optimal portföy sunulmuştur.
Yöntem ve Özkan (2022)	BIST 30/2019	Eşit Ağırlıklandırma, Risk Kısıtlı Getiri Maksimizasyonu, Getiri Kısıtlı Risk Minimasyonu ve Sharpe Yöntemleri	Yatırımcılar için Sharpe oranının kullanımı tavsiye edilmiştir.
Bekdaş ve Ersoy (2022)	BIST 30 Endeksi	Metasezgisel Algoritmalar	Jaya algoritmasının diğerlerine göre daha başarılı olduğu açıklanmıştır.
Büberkökü ve Kızıldere (2022)	Kripto Para Piyasası (Bitcoin ve Ethereum)/Ocak 2016-Aralık 2021	Sortino, Calmar, Sharpe Rasyoları ve Değişim Katsayıları	Eşit ağırlıklandırma yönteminin en başarılı yöntem olduğu gösterilmiştir.
Atmaca (2022)	Elektrik Piyasası/Nisan 2014-2016	Sharpe ve Treynor Oranları	Yöntemlerle elektrik firmalarının optimum teklif hazırlayabilecekleri belirtilmiştir.
Kaleli (2022)	BIST 30/Eylül 2019-Ağustos 2021	Karınca Koloni Algoritması	Yöntemin portföy optimizasyonunda başarılı sonuçlar verdiği ifade edilmiştir.
Acar ve Ünal (2022).	BIST 100/2013-2021	Oyun Teorisi ve Sharpe Oranı	Portföy optimizasyonunda oyun teorisinin başarı olduğu belirtilmiştir.
Kaleli (2023)	BIST 30/Aralık 2016-2021	Genetik Algoritmalar	Yöntemin başarılı sonuç verdiği ve 0,20 risk ile en etkin sonuca ulaşıldığı açıklanmıştır.

Yazar/Yazarlar	Analiz Sektörü ve Dönemi	Yöntem	Sonuç
Dai (2023)	Finansal Hizmetler ve Tüketici savunma Endeksi/2001-2021	Markowitz Modeli ve Sharpe Oranı	SPX 500 endeksinden seçilen hisselerin getirisinin oldukça yüksek olduğu belirtilmiştir.
Yaman ve Korkmaz (2023)	BIST TUM Endeksi/2017-2021	Markowitz, Springate, Fulmer, Altman, H Skor ve Legault Modelleri	Optimal portföy oluşturulmasında finansal başarısızlık modellerinin kullanılabilceği açıklanmıştır.
Ma (2023)	TSLA, CSGP, DLTR ve DXCM Hisseleri/Ocak 2016-Aralık 2018	Markowitz Modeli ve Sharpe Oranı	Optimal portföyün Sharpe oranı ile oluşturulduğu vurgulanmıştır.
Dooba ve Mouselli (2023)	Şam Menkul Kıymetler Borsası (DSE)/2019-2021	Fraktal Analiz Yaklaşımı- Sharpe, Treynor ve Alfa Oranları	Fraktal analizin optimal portföy olumunda faydalı olduğu ifade edilmiştir.

Ulusal ve uluslararası literatürde bulunan, çalışmayla konu ya da yöntem açısından benzerliği olduğu düşünülen ve portföy optimizasyonu üzerine yapılan seçili çalışmalar Tablo 1’de sunulmuştur. Daha önce de belirtildiği üzere bu çalışma BIST 30 endeksinde işlem gören işletmeler üzerine uygulanmış olup ortalama varyans modeli, Sharpe ve Treynor ölçütleri ile genetik algoritma modeli kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda benzer yöntemler kullanılarak BIST 30 endeksi üzerine gerçekleştirilen bazı çalışmalar; Urun vd. (2020), Çelenli Başaran (2021), Acar (2021) ve Kaleli (2023) gibidir.

Bu çalışmalardan Urun vd. (2020), çalışmalarında BIST 30 endeksinde işlem gören işletmelerin hisselerinin 2013-2015 yılları arasında ve farklı zaman aralıklarındaki günlük getirilerine ortalama varyans modeli temel alınarak risk kısıtlı getiri maksimizasyonu, getiri kısıtlı ve direkt risk minimizasyonu ile Sharpe ölçütü maksimizasyonu modelleri ile uygulama yapmışlardır. Çalışmada farklı optimizasyon tekniklerinden hangilerinin daha başarılı sonuç verdiği ile zamana ve yatırımcı türüne göre hangi veri setinin kullanılması gerektiği araştırılmıştır. Bu çalışmada ise Urun vd. (2020) ile aynı endeks değerlendirilmiş olup, Ocak 2022-Şubat 2024 yılları verileri kullanılmıştır. Bu sayede bahsedilen çalışmaya göre hem daha güncel veriler değerlendirilmiş hem de pandemi sonrası dönem incelenmiştir. Yine bu çalışmada, Urun vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada kullanılan optimizasyon modellerine ilave olarak Treynor ölçütü ve genetik algoritma tekniği kullanılmıştır. BIST 30 endeksi üzerine gerçekleştirilen bir diğer çalışma ise Çelenli Başaran (2021) tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmada endeks işletmelerinin 2019 yılına ait hisseleri üzerinde, Sharpe ve Treynor ölçütleri ile portföy optimizasyonu uygulanmıştır. Ayrıca optimizasyon modellerinin performansının belirlenebilmesi amacıyla genetik algoritma analizinden de yararlanılmıştır. Gerçekleştirilen çalışma, Çelenli Başaran tarafından yapılan çalışmayla benzerlik göstermektedir. Ancak uygulamada kullanılan veri dönemleri açısından farklılaşmaktadır. Yazar çalışmada yalnızca 2019 yılını değerlendirmiştir. Bu çalışmada ise iki yıl değerlendirilmiş olup, özellikle çalışmanın güncel olması amaçlandığından Ocak 2022-Şubat 2024 yılları tercih edilmiştir. Yöntem açısından incelendiğinde, yazar tarafından yapılan çalışmaya ilave olarak Markowitz ortalama varyans modeli de çalışmaya dahil edilmiştir. Bahsi geçen endeks üzerine yapılan diğer bir çalışma Acar (2021) tarafından literatüre kazandırılmıştır. Çalışmada 2019-2020 dönemleri incelenmiş olup ortalama, Monte Carlo ve tahmin getiri ölçütleri ile genetik algoritma uygulanmıştır. Bu çalışmada ise Ocak 2022-Şubat 2024 yılları değerlendirilerek, farklı dönemler incelenmiştir. Yine bu çalışmada yazarın çalışmasından farklı olarak başarı gücü yüksek olan Sharpe ve Treynor ölçütleri kullanılmıştır. BIST 30 endeksi portföy optimizasyonu amacı ile yapılan bir diğer çalışma ise Kaleli (2023) tarafından gerçekleştirilmiştir. Yazar çalışmasında 2016-2021 arası endeks hisseleri üzerinde, genetik algoritmalar yöntemi ile optimum portföyü belirlemeye çalışmıştır. Tarafımızca gerçekleştirilen bu çalışmada ise Ocak 2022-Şubat 2024 yılları dikkate alınmıştır. Yazarın çalışmasında kullandığı yönteme ilave olarak ortalama varyans modeli, Sharpe ve Treynor ölçütleri kullanılmıştır. Ayrıca yapılan literatür incelemesinde BIST 30 endeksinde portföy optimizasyonu üzerine 2023 yılı için yapılan herhangi bir çalışmaya rastlanamamıştır. Bahsedilen durum çalışmanın, diğer çalışmalar karşısındaki önemli bir farklılığı olarak düşünülmektedir.

3. METODOLOJİ

Bu kısımda çalışmanın amacı, kapsamı ve verisi, araştırmanın yöntemi ile analiz ve bulgulara yer verilmiştir.

3.1. Araştırmanın Amacı, Kapsamı ve Verisi

Çalışmanın amacı; maksimum getiri modeli, Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe oranı ve Treynor endeksi performans ölçütleri ile BIST 30 endeksinde işlem gören 29 işletmenin hisse senetleri arasından seçim yapılarak en uygun portföyün oluşturulması, portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının hesaplanması ve buna bağlı olarak portföy optimizasyonunda kullanılan modellerin performanslarının sezgisel bir teknik olan genetik algoritma ile ölçülmesidir. Çalışmada 03.01.2022 – 28.02.2024 tarihleri arası, hisse senetlerinin günlük kapanış fiyatları dikkate alınmıştır. ASTOR işletmesinin verilerine ulaşamadığı için çalışmaya dahil edilmemiştir. Araştırma verileri www. finance.yahoo.com sitesinden elde edilmiştir. Çalışmada değerlendirilen işletmelerin borsa kodları ve isimleri Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tablo 2. BIST 30 Endeksinde İşlem Gören İşletmelerin Borsa Kodları ve Unvanları

Borsa Kodu	Şirketler
AKBNK	AKBANK T.A.Ş.
ALARK	ALARKO HOLDİNG A.Ş.
ARCLK	ARÇELİK A.Ş.
ASELS	ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
BIMAS	BİM BİRLEŞİK MAĞAZALAR A.Ş.
EKGYO	EMLAK KONUT GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.
ENKAI	ENKA İNŞAAT VE SANAYİ A.Ş.
EREGL	EREĞLİ DEMİR VE ÇELİK FABRİKALARI T.A.Ş.
FROTO	FORD OTOMOTİV SANAYİ A.Ş.
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.
SAHOL	HACI ÖMER SABANCI HOLDİNG A.Ş.
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.
KRDMD	KARDEMİR KARABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
KCHOL	KOÇ HOLDİNG A.Ş.
KONTR	KONTROLMATİK TEKNOLOJİ ENERJİ VE MÜHENDİSLİK A.Ş.
KOZAL	KOZA ALTIN İŞLETMELERİ A.Ş.
ODAS	ODAŞ ELEKTRİK ÜRETİM SANAYİ TİCARET A.Ş.
OYAKC	OYAK ÇİMENTO FABRİKALARI A.Ş.
PGSUS	PEGASUS HAVA TAŞIMACILIĞI A.Ş.
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.
TCELL	TURKCELL İLETİŞİM HİZMETLERİ A.Ş.
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.
THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI A.O.
GARAN	TÜRKİYE GARANTİ BANKASI A.Ş.
ISCTR	TÜRKİYE İŞ BANKASI A.Ş.
SISE	TÜRKİYE ŞİŞE VE CAM FABRİKALARI A.Ş.
YKBNK	YAPI VE KREDİ BANKASI A.Ş.

Kaynak: (Kamu Aydınlatma Platformu [KAP], 2024).

3.2. Araştırmanın Yöntemi

Çalışmada BIST 30 endeksinde işlem gören 29 işletmenin hisse senetleri arasından seçim yapılarak en uygun portföyün oluşturulması amacıyla Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe oranı ve Treynor oranı performans

ölçütleri kullanılmıştır. Ayrıca portföy optimizasyonunda kullanılan modellerin performanslarının değerlendirilebilmesi amacıyla da genetik algoritma yaklaşımı çalışmaya dahil edilmiştir.

Markowitz ortalama varyans modeli, Modern portföy teorisinin temelini oluşturması, portföy optimizasyonu üzerine yapılan birçok çalışmada tercih edilmesi ve optimizasyon konusunda başarılı sonuçlar oluşturması sebebiyle çalışmada kullanılmıştır. Markowitz modeline ilaveten çalışmada maksimum getiri modeli, Sharpe oranı ve Treynor oranı da kullanılmıştır. Daha önce de bahsedildiği üzere çalışma en başarılı portföy optimizasyonunu elde etmeyi hedeflemektedir. Bu noktada oluşturulan portföyün risk yapısı oldukça önemlidir. Sharpe ve Treynor ölçütlerindeki risk çeşitlendirmesi birbirlerinden farklıdır. Sharpe oranı toplam riski dikkate almakta, Treynor oranını ise sistematik riski dikkate almaktadır. Bu doğrultuda, en iyi portföy oluşturulmasında hangi risk yapısının üzerinde durulması gerektiğinin belirlenmesi ve bahsi geçen bu üç optimizasyon modelinin karşılaştırılması amacıyla modeller çalışmaya dahil edilmiştir. Ayrıca çalışmada, sezgisel algoritmalara dayalı genetik algoritma yöntemi de kullanılmıştır. Genetik algoritma yönteminin çalışmaya dahil edilmesi ile sezgisel yöntemlerle klasik yöntemlerin karşılaştırılması, performans seviyelerinin ölçülmesi ve en iyi portföy optimizasyonunun elde edilmesi amaçlanmaktadır.

3.2.1. Markowitz Ortalama Varyans Modeli, Sharpe ve Treynor Ölçütleri

Modern portföy teorisi ya da ortalama varyans modeli, 1952 yılında Harry Markowitz tarafından yayınlanan makale ile finans literatüründe yerini almıştır. Model, beklenen getiri miktarını elde edebilmek amacıyla içerisinde en düşük riski barındıran portföyü meydana getirebilmek ve bu sayede optimum portföye ulaşabilmek amacı üzerine temellendirilmiştir. Riskin göz ardı edilerek, yalnızca yüksek getiriye odaklanılması, zayıf bir portföy oluşturma stratejisidir. Bilgili ve bilinçli yatırımcılar daima maksimum getiri düzeyini, minimum risk ile elde etmek amacındadır. Bahsedilen teori doğrultusunda optimum risk ve getiri yapısına ulaşılmaya çalışılmaktadır (Başar ve Kuvat, 2020, s. 163).

Markowitz modeli iki ana unsur etrafında oluşturulmuştur. Bu unsurlardan ilki; varyans sabit hale getirilerek, getirinin maksimum seviyeye ulaştırılmasıdır. İkinci unsur ise getirinin sabitlenerek, varyansın minimum seviyeye çekilmesidir. Bu sayede yatırım sahibinin, risk-getiri durumuna uygun portföylerden tercih yapmasına olanak tanıyan etkin bir sınır meydana getirilmektedir. Bu doğrultuda en düşük varyans sınırında bulunan ve artış yönlü olan tüm portföyler, optimum risk-getiri yapısını sağlamakta olup seçim yapılabilecek portföyler arasında yer almaktadır (Bodie., 2002, s. 225).

Ortalama varyans modeli ile portföy oluşturulmasında kullanılan çeşitlendirme stratejisi ilk defa matematiksel olarak modellendirilmiştir. Markowitz geliştirdiği model ile menkul kıymetlerin kendi başlarına taşıdıkları riskler göz ardı edilip, portföyün tamamının taşıdığı riske önem gösterilmesi gerektiği savunulmaktadır. Model, değişkenlerin sayısal bir yapıya dönüştürülerek, portföy bileşimlerinin elde edilmesi için standart bir optimizasyon imkânı sunmaktadır. Bu sebeple, portföy içerisine alınacak tüm menkul kıymetlerin beklenen getirileri ve riskleri belirlenmektedir. Model aracılığıyla portföy getirisi azaltılmaksızın, negatif ilişkiye sahip olan menkul kıymetler portföye dahil edilerek portföy riski minimize edilmektedir (Ceylan ve Korkmaz, 1998, s. 150; Charkasov ve Hepşen, 2021, s. 959).

Markowitz modeli, belirli sayıda yatırım aracının standart sapma ve getiri ilişkilerine göre portföye eklenmesini ya da bu menkul kıymetlere yatırım yapılması en uygun olanlarını belirlemektedir. Çeşitli hesaplamalar sonucu ulaşılan portföy ağırlıkları, optimum çözümleri ortaya koymaktadır. Model uygulaması sonucunda standart sapması negatif korelasyona sahip olan finansal varlıklar bir araya getirildiğinde portföyün tamamının riskinin minimize edildiği belirtilmektedir (Tahirzade, 2021, s. 3).

Modern portföy teorisi birtakım varsayımlara sahiptir. Bu varsayımlar şöyledir; (Sebatlı-Sağlam ve Çavdur, 2020, s. 1348).

- Yatırımcılar, işlem yaptıkları tüm dönemlerde yatırımlarından bekledikleri faydayı en üst seviyeye çıkarmak isterler.
- Yatırımcılar tarafından verilen yatırım kararları sadece beklenen getiri düzeyi ve risk seviyesine göre verir.
- Yatırımcılar, aynı seviyede risk bulunan daha çok getiriye daha az getiriye göre uygun bulurlar.
- Yatırımcılar benzer zaman olgusunu taşırlar.
- Yatırım kararı verme sürecinde yatırımcılar, ihtiyaç duydukları bilgilere aynı anda ulaşabilirler.

Ortalama varyans modeline göre beklenen getiri ve risk, matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Çelenli Başaran, 2021, s. 21).

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} \quad (1)$$

σ_p^2 : Portföy riski

σ_{ij} : i. ile j. menkul kıymetlerin kovaryansı

x_i : i. menkul kıymetin portföydeki ağırlığı

x_j : j. menkul kıymetin portföydeki ağırlığı

n : Portföy içerisindeki menkul kıymet sayısı

$$R_p = \sum_{i=1}^n x_i r_i \quad (2)$$

R_p : Portföyün beklenen getirisi

r_i : i. hisse senedi getirisi

Ortalama varyans modeli, klasik optimizasyon yöntemi aracılığıyla çözümlenmektedir. Beklenen getiriye göre en düşük riskin sağlanmaya çalışıldığı modelin iki kısıtı bulunmaktadır. Modelin amaç fonksiyonu ve kısıtları aşağıdaki gibidir (Süsay, vd., 2020, s. 51).

$$\text{Amaç Fonksiyonu: } \text{Min. } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \sigma_{ij} \quad (3)$$

$$\text{Kısıtlar: } \sum_{i=1}^n x_i = 1 \quad (4)$$

$$0 \leq x_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \quad (5)$$

(3) numaralı denklemde, portföyün sahip olduğu toplam risk minimuma indirilmektedir. (2) numaralı denklemde, portföyün beklenen getirisinin oluşturulması sağlanmaktadır. (3) numaralı denklemde ise portföye dahil edilen finansal varlıkların oranlarının toplamının 1 olması kısıtı belirtilmektedir. Gösterilen denklemler ile çeşitli veri setleri için optimizasyon işlemleri yapılabilmektedir. Bahsedilen modelin uygulanması ile beklenen getiriye göre etkin sınır elde edilmektedir. Bu etkin sınır, ulaşılabilecek istenilen getirinin ve maruz kalınacak olan riskin optimum dengesini göstermektedir (Akyer vd., 2018, s. 125).

Yatırımcılar, yatırımları sonucu oluşturdukları portföylerinin performanslarını devamlı olarak takip etmek durumundadır. Sistemik ve sistematik olmayan risk ile sürekli karşı karşıya olan yatırımların ve portföylerin hem kendi performansları hem de diğer portföyler karşısındaki performansları devamlı bir biçimde ölçülmeli ve izlenmelidir (Çelenli Başaran, 2021, s. 21). Portföy performansının değerlendirilmesinde literatürde birçok yöntem bulunmaktadır. Gerçekleştirilen bu çalışmada Sharpe ve Treynor ölçütlerinden yararlanılmıştır. Bahsi geçen portföy performans ölçme yöntemlerinin temeli, risk ve getiri arasındaki durumun en doğru biçimde değerlendirilmesi üzerinedir. Ancak bu ölçütlerin risk ve getiri tanımlamaları farklılık içerebilmektedir. Bu farklılıklardan dolayı da aynı veri seti üzerinde yapılan uygulama sonuçlarında değişiklik meydana gelebilmektedir (Büberkökü, 2021, s. 567).

Çalışmada kullanılan performans ölçüm yöntemlerinden ilki Sharpe ölçütüdür. Portföy optimizasyon çalışmalarında kullanımına oldukça sık rastlanan ölçüt, bir orandır. Bir diğer adıyla Sharpe rasyosu, bir birimlik toplam risk için oluşan ilave getirinin ölçülmesinde kullanılan bir yöntemdir. Sistemik ve sistematik olmayan risklerin birlikteliğinden meydana gelen toplam risk, portföyün sahip olduğu standart sapma ile belirlenebilmektedir. Ancak ek getiri düzeyi, portföy getirisinden risksiz faiz oranının ayrıştırılması sonucu hesaplanabilmektedir. Buradan hareketle Sharpe ölçütü ne derece yüksek olursa, portföy performansının da o düzeyde yüksek olduğu anlamı çıkarılabilmektedir (Büberkökü ve Kızıldere, 2022, s. 158). Sharpe ölçütü aşağıdaki gibi hesaplanabilmektedir (Yöntem ve Özkan, 2022, s. 123).

$$S_p = \frac{E(R)_p - R_f}{\sigma_p} \quad (6)$$

S_p : Sharpe ölçütü,

$E(R)_p$: Portföyün getirisi,

R_f : Risksiz faiz oranı getirisi,

σ_p : Portföyün standart sapması

Sharpe oranı formülünün, daha kapsamlı gösterimi ise aşağıdaki gibidir (Acar, 2020, s. 831).

$$S_p = \frac{E(R)_p - R_f}{\sigma_p} = \frac{\sum_i^n w_i E(R_i) - R_f}{(\sum_i^n \sum_j^n w_i w_j \sigma_{i,j})^{1/2}} \quad (7)$$

w_i : i. Menkul kıymetin portföy içindeki ağırlığı,

w_j : j. Menkul kıymetin portföy içindeki ağırlığı,

$E(R)_i$: i. Menkul kıymetin beklenen getirisi,

$\sigma_{i,j}$: i. ile j. menkul kıymetler arasındaki kovaryans değeri.

Çalışmada kullanılan bir diğer performans ölçüm yöntemi ise Treynor oranıdır. Diğer bir deyişle Treynor ölçütü, piyasada bulunan tüm risklerin birimi başına çeşitlendirme riski bulunmayan bir yatırım için elde edilebilecek getiri oranı biçiminde tanımlanabilmektedir. Daha önce açıklaması yapılan Sharpe oranı ile benzer olmasına karşın, Treynor ölçütünde risk göstergesi beta katsayısıdır. Treynor oranı, yatırım amacıyla oluşturulmuş portföyün doğru ve başarılı bir biçimde çeşitlendirildiğini varsaymakta olup, riskin çeşitlendirilmesi gerekliliğini dikkate almamaktadır. Yani sistematik olmayan riski dışlamaktadır (Öncü ve Ektik, 2021, s. 380). Treynor ölçütü aşağıdaki gibi hesaplanabilmektedir (Büberkökü, 2021, s. 343).

$$T_p = \frac{R_p - r_f}{\beta_p} \quad (8)$$

T_p : Treynor ölçütü,

R_p : Portföyün getirisi,

R_f : Risksiz faiz oranı getirisi,

β_p : Portföyün beta katsayısı

Treynor oranı formülünün, daha detaylı gösterimi ise aşağıdaki gibidir (Çelenli Başaran, 2021, s. 22).

$$T_p = \frac{R_p - r_f}{\beta_p} = \frac{\sum_i^n x_i r_i - r_f}{\sum_i^n x_i \beta_i} \quad (9)$$

β_i : i.nci menkul kıymetin betası

3.2.2. Genetik Algoritma

Optimizasyon süreçlerinde genel olarak tercih edilen genetik algoritma metodu, J. Holland tarafından literatüre kazandırılmış bir yöntemdir. Genetik algoritma yöntemi, Darwin tarafından öne sürülen evrim teorisi düşüncesinden yola çıkılarak ortaya çıkarılmış, canlılar üzerinde var olan genetik gelişimi, çözülmek istenen problemlere uyarlayarak, çözüme ulaşmaya çalışan bir yaklaşımdır. Yöntem, popülasyon temelinde bir inceleme yapabilmek amacıyla, en uygun olanın yaşamına devam edebilme evrimini takip etmektedir. Genetik algoritma yöntemi, evrim temelli bir metodoloji kullandığı için çözümü yapılacak problemin çözülebilmesi amacıyla ihtimal dahilindeki çözümlerin bulunduğu bir başlangıç popülasyonu meydana getirmektedir. Genetik algoritma yöntemi, klasik yöntemlere göre oldukça fazla sayıda potansiyel çözümü elde edebilmektedir (Holland, 1992, s. 67; Kaynar ve Yurtsal, 2019, s. 11).

Genetik algoritma diğer bir deyişle, genetik evrimin mekaniklerine göre temellendirilmiş fonksiyon optimizasyonu üzerine kullanılan stokastik bir yaklaşımdır (Whitley, 1994, s. 67). Genetik algoritmanın esas gayesi, birden çok sayıda kısıtlaması bulunan ve karmaşık yapıda olan optimizasyon sorunlarının çözülmesini, yazılımlar aracılığıyla değerlendirmektir. Bahsedilen sorunların çözümü için evrimsel bir süreç izlenerek, en kabul edilebilir çözümler elde edilmeye odaklanılmaktadır (Koza, 1992; Candan vd., 2019, s. 31).

Genetik algoritma yöntemi beş aşamada uygulanmaktadır. Bu aşamalar şöyledir;

- 1. Aşama Başlangıç Popülasyonun Oluşturulması: Genetik algoritma yöntemi, probleme ilişkin çözümü, noktalardan meydana gelen yığın içerisinde araştırmaktadır. Araştırma bölgesi, popülasyon içerisinde rastgele olarak meydana getirilmiş tüm çözümlerden oluşmaktadır. Bu doğrultuda yöntemin işleyişi başlangıç popülasyonunun rastgele oluşturulmasıdır. Başlangıç popülasyonunun kapsamı, problemin karmaşıklığıyla ilişkilidir. Popülasyon kapsamı, yöntemin verimliliği üzerinde etkilidir. Bu sebeple popülasyon büyüklüğü doğru seçilmeli ve çeşitli büyüklüklerin denemesi yapılmalıdır (Pulat ve Kocakoç, 2019, s. 229).
- 2. Aşama Amaç Fonksiyonu: Bu aşamada problemin çözümüne yönelik bir amaç fonksiyonu oluşturulmaktadır. Burada oluşturulan her bir çözüme, bir amaç fonksiyonu puanı tanımlanmaktadır. Oluşturulan her bir çözümün seçilebilme olasılığı, bahsedilen fonksiyon değeriyle ilişkilidir.
- 3. Aşama Seçilim: Belirtilen aşamada algoritma içerisinde yer alacak bireyler seçilmekte ve sonraki nesillerde yaşamlarını sürdürebilmeleri için çalışılmaktadır. Seçilim yapılabilmesi amacıyla rulet tekerleği, turnuva ve elitist teknikleri sıklıkla başvurulan yöntemler içerisinde yer almaktadır (Gülmez, 2023, s. 186).
- 4. Aşama Çaprazlama: Genetik algoritmanın farklılaşmasındaki en önemli aşamalardan birisi çaprazlamadır. Bir önceki aşama olan seçim aşamasında kullanılan yöntemler aracılığıyla elde edilen bireylerden yeni bireyler meydana getirmek amacıyla çaprazlama operatörleri kullanılmaktadır. Bu aşama sayesinde seçimi yapılmış uygunluğu bulunan güçlü bireylerden daha güçlü bireyler oluşturulmaya çalışılmaktadır. Fakat yeni elde edilen bireylerin ebeveynlerinden daha güçlü olacağı kesinliği bulunmamaktadır. Bahsedilen aşamada tek nokta, iki nokta, çok nokta ve uniform gibi farklı çaprazlama metodları yer almaktadır. Tek nokta çaprazlamada, tesadüfi seçilmiş olan bir noktadan bireylerin genleri ayrıştırılmakta ve bireylerden birisinde sınırdan önceki diğer bireylerde ise sınırdan sonraki genler kullanılarak yeni birey meydana getirilmektedir. İki nokta çaprazlama, tek nokta çaprazlamaya benzer olup burada, genler iki noktada ayrıştırılmak suretiyle, her iki bireyden alınan genler ile yeni birey ortaya çıkarılmaktadır. Çok nokta çaprazlamada ise genler birden çok noktada ayrıştırılmakta ve ayrılan bu genlerle yeni bireyler elde edilmektedir. Son yöntem olan uniform çaprazlamada ise her iki bireyden aynı miktarda gen ayrıştırılarak yeni bireyler meydana getirilmektedir (Karaköse, 2022, s. 354).
- 5. Aşama Mutasyon: Mutasyon aşamasında, kromozom yapısında yer alan DNA sıralarından bazılarının konumları değiştirilerek çeşitli farklılaşmalar uygulanmaktadır. Elde edilen yeni popülasyon belirlenerek, öncekiyle yer değiştirilmektedir. İstenilen uygunluk amacı değerine ulaşıldığında program durdurularak, ortaya çıkarılan en iyi çözüm belirlenmektedir. Mutasyonun önde gelen başlıca özelliği, dönüşüm olasılığıdır. Bahsedilen olasılık, herhangi bir genin mutasyona maruz kalma olasılığıdır (Keklik ve Özcan, 2023, s. 1059).

3.3. Araştırmanın Analizi ve Bulguları

Çalışmada BIST 30 endeksinde işlem gören hisse senetlerinin portföy optimizasyonunu gerçekleştirmek için klasik optimizasyon modeli ile genetik algoritma analizi yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan genetik algoritma tekniği ile portföy optimizasyonu yapılabilmesi amacıyla, Matlab R2023a sürümünün genetik algoritma sytanx kodu düzenlenerek portföyün amaç fonksiyonu ve kısıtlayıcıları workspace'e aktarılmış ve optimizasyon uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda çalışmada 4 farklı amaç fonksiyonu için kullanılacak portföy optimizasyon modelleri aşağıda gösterilmiştir. Bu modellerin amaç fonksiyonları farklılaşırken, tüm modellerin kısıtlayıcıları aynı şekilde kullanılmıştır. Uygulaması yapılan genetik algoritma yönteminde kullanılan model aşağıdaki gibidir.

$$\text{Maksimum } \sum_{i=1}^{29} x_i r_i \geq \text{Getiri} \quad (10)$$

$$\text{Minimum } \sum_{i=1}^{29} \sum_{j=1}^{29} x_i x_j \sigma_{ij} \leq \text{Risk} \quad (11)$$

$$\text{Maksimum Sharpe Oranı} \quad (12)$$

$$\text{Maksimum Treynner Endeksi} \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^{29} x_i = 1 \quad (14)$$

$$x_i \geq 0 \quad (15)$$

3.3.1. Klasik Optimizasyon Yöntemiyle Elde Edilen Portföy Optimizasyonu

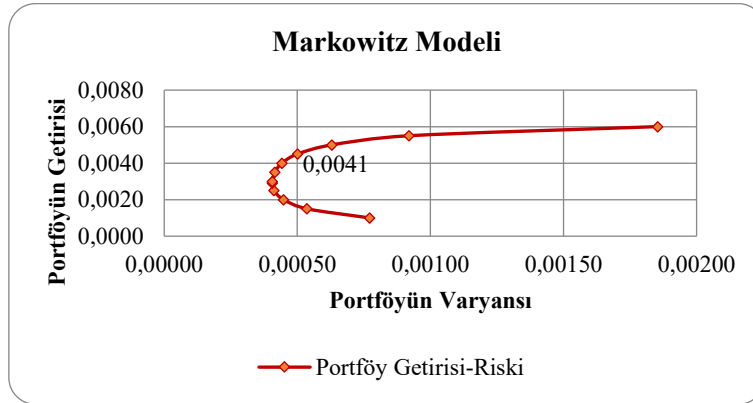
Araştırmada portföyün getirisi, portföyün varyansı, portföyün Sharpe oranı ve portföyün Treynor endeksi amaç fonksiyonu olarak kullanılmış ve Markowitz ortalama varyans modelinin kısıtlayıcıları kullanılarak portföy optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda modeller arasından portföyün varyansını optimize eden model minimize edilirken, diğer üç modelin amaç fonksiyonu maksimize edilmiştir. Böylece dört farklı modelin portföy optimizasyonu sonucu elde edilen portföy çeşitleri ve bilgileri aşağıda verilmiştir.

Tablo 3. BIST 30’da İşlem Gören Firmaların Portföy Çeşitleri

Modeller	Getiri Modeli	Varyans Modeli	Sharpe Oranı Modeli	Treynor Endeks Modeli
Portföy Ölçütleri	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Portföyün Getirisi	0,0060	0,0029	0,0047	0,0060
Portföyün Riski	0,0434	0,0201	0,0231	0,0434
Portföyün Betası	0,7094	0,6355	0,7086	0,7094
Portföydeki Hisse Sayısı	1	17	8	1
Portföyün Sharpe Oranı	0,1384	0,1456	0,2018	0,1384
Portföyün Treynor Endeksi	0,0085	0,0046	0,0066	0,0085

Tablo 3’te BIST 30’da işlem gören firmaların 563 günlük getirilerinden hareketle optimize edilen 4 farklı modelin portföy bilgilerine yer verilmiştir. Portföyün getirisi maksimize edildiğinde en yüksek getiriyi sağlayan modelin Getiri modeli olan Model 1 ve Treynor endeksi modeli olan Model 4 olduğu ve bu modellerin en yüksek portföy getirisini sağlayarak portföyün günlük getirisinin 0,006 olduğu belirlenmiştir. Bununla birlikte portföyün varyansı minimize edildiğinde, en düşük riske sahip olan modelin Varyans modeli olan Model 2 olduğu ve bu modelin 17 adet hisse senedinden oluşan portföyün riskinin 0,0201 olarak ölçüldüğü anlaşılmıştır. Modeller arası karşılaştırma yapıldığında getiriyi maksimize eden en iyi modelin Model 1 ve Model 4 olduğu, riski minimize eden en iyi modelin varyans modeli olduğu sonucuna varılmıştır. Buna ilaveten getiriyi maksimize eden modellerin diğerlerine göre riskinin daha yüksek olduğu, riski minimize eden modelin getirisinin diğerlerine kıyasla daha düşük olduğu belirlenirken, Sharpe oranı modelinin diğerlerine göre yenilemediği bilgisine ulaşılmıştır. Buradan hareketle portföylere ilişkin olarak Markowitz modelinin çözümüne yönelik etkin sınır eğrisi çizilerek aşağıda gösterilmiştir.

Şekil 1. Markowitz Modeli Portföyüne Ait Etkin Sınır Eğrisi



Şekil 1’de Markowitz modeli kullanılarak Model 1’in portföyün getirisi ile riski arasındaki değişimi gösterdiği grafik oluşturulmuştur. Optimize edilen portföylerin etkin sınır eğrisi grafiği incelendiğinde portföylerin getiri ve risk değerleri noktalar halinde bir araya getirilerek etkin sınır eğrisi çizilmiştir. Grafiğin yatay eksenini portföyün risk değerini, dikey eksenini portföyün beklenen getiri değerini göstermektedir. Portföyün etkin sınır eğrisi yorumlandığında; portföyün getiri düzeyi arttıkça portföyün riski azalmakta fakat 0,0041’lik bir portföy getirisinden sonra portföyün riskinin artışa geçtiği ve bu noktada 0,000405’lik varyansla portföyün riskinin 0,0201 değeriyle en düşük riske sahip olduğu anlaşılmıştır. Başka bir ifadeyle portföyün günlük 0,0041’lik bir getirisinden daha aşağı bir getiriyi tercih etmek yatırımcılar için uygun olmayacaktır. Buradan hareketle portföy optimizasyonu sonucu elde edilen portföydeki hisse senetlerinin ağırlıkları Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. Portföy Optimizasyonu ile Hisse Senetlerinin Ağırlıkları

Hisse Adı	Getiri Modeli	Varyans Modeli	Sharpe Oranı Modeli	Treynor Endeks Modeli
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
AKBNK	0	0,000	0,000	0
ALARK	0	0,008	0,130	0
ARCLK	0	0,011	0,000	0
ASELS	0	0,000	0,000	0
BIMAS	0	0,291	0,156	0
EKGYO	0	0,000	0,000	0
ENKAI	0	0,130	0,000	0
EREGL	0	0,124	0,000	0
FROTO	0	0,100	0,000	0
GARAN	0	0,081	0,000	0
GUBRF	0	0,040	0,000	0
HEKTS	0	0,016	0,000	0
ISCTR	0	0,000	0,112	0
KCHOL	0	0,000	0,000	0
KONTR	1	0,010	0,172	1
KOZAL	0	0,017	0,000	0
KRDMD	0	0,000	0,000	0
ODAS	0	0,026	0,000	0
OYAKC	0	0,078	0,111	0
PETKM	0	0,000	0,000	0
PGSUS	0	0,017	0,000	0
SAHOL	0	0,000	0,000	0
SASA	0	0,018	0,000	0
SISE	0	0,000	0,000	0
TCELL	0	0,009	0,000	0
THYAO	0	0,000	0,276	0
TOASO	0	0,000	0,000	0
TUPRS	0	0,025	0,041	0
YKBNK	0	0,000	0,001	0

Tablo 4'te Getiri modeli, Varyans modeli, Sharpe oranı modeli ve Treynor endeksi modeli kullanılarak portföy optimizasyonu sonucunda elde edilen portföydeki hisse senetleri ve bunların ağırlıkları gösterilmiştir. Getiri modeli ve Treynor endeksi modeli optimizasyonu ile KONTR hisse senedinden oluşan bu portföy, %0,6'lık getirisiyle yüksek getiriye sahip tek bir hisse senedinden oluşmaktadır. Varyans modeli optimizasyonu çözümüyle en düşük riske sahip olan portföy 17 adet hisse senedinden oluşmaktadır. Sharpe modeli optimize edilerek belirlenen bu portföy ALARK, BIMAS, ISCTR, KONTR, OYAKC, THYAO, TUPRS ve YKBNK isimli 8 hisse senedinden oluşurken %27,6'lık ağırlığıyla THYAO'nun portföyde en yüksek ağırlığa sahip hisse senedi olduğu anlaşılmıştır.

3.3.2. Genetik Algoritmaya Elde Edilen Portföy Optimizasyonu

Genetik algoritma portföy optimizasyonu, Matlab 2023a sürümündeki genetik algoritma sytanx kodunun düzenlenmesiyle gerçekleştirilmiştir. Araştırmada portföyün getirisi, varyansı, Sharpe oranı ve Treynor endeksinden yararlanılarak fitness fonksiyonlarıyla dört farklı amaç fonksiyonları oluşturulmuştur. Bu kapsamda genetik algoritma portföy optimizasyonu çözümü için çok sayıda yapılan deneme sonucunda belirlenen genetik algoritma parametre ve değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5. Genetik Algoritma Parametre Değerleri

Parametreler	Parametre Değerleri
Popülasyon Büyüklüğü	50
Çaprazlama Oranı	1
Mutasyon Oranı	1
Seçim Fonksiyonu	Seçim ruleti
Çaprazlama Fonksiyonu	Tek nokta çaprazlama
Mutasyon Fonksiyonu	Gauss mutasyonu
Sonlandırma İşlemi	Nesil sayısı: 100*29

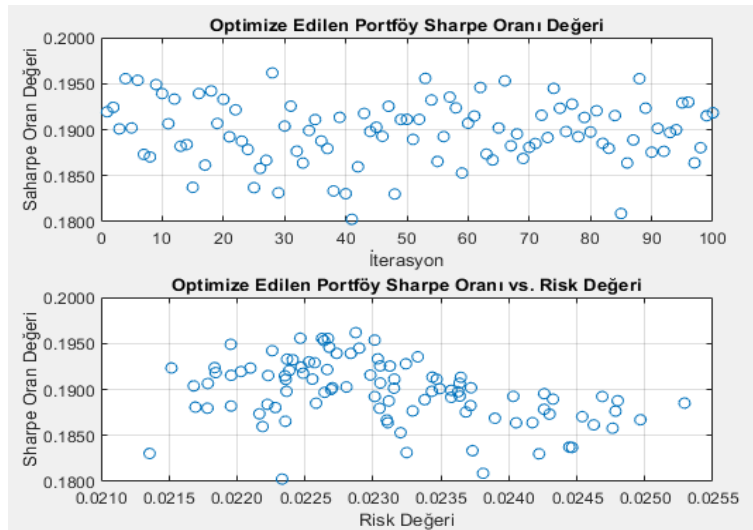
Tablo 5'te portföy optimizasyonunda kullanılan genetik algoritma parametre değerlerine yer verilmiştir. Bu parametreler, genetik algoritma portföy optimizasyon çözümlemesinin nasıl çalıştığını, nasıl arama yaptığını belirtirken Genetik algoritmanın (GA) options seçeneği kullanılarak algoritmanın performansını iyileştirmek ve optimizasyon işlemini gerçekleştirmek için gerekli ayarları içermektedir. Bu doğrultuda seçili modellerin belirlenen parametre değerleriyle genetik algoritma analizi kullanılarak oluşturulan portföy bilgileri aşağıda gösterilmiştir.

Tablo 6. Genetik Algoritma Analiziyle Firmaların Portföy Çeşitleri

Modeller	Getiri Modeli	Varyans Modeli	Sharpe Oranı Modeli	Treynor Endeks Modeli
Portföy Ölçütleri	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
Portföyün Getirisi	0,0060	0,0030	0,0045	0,0060
Portföyün Riski	0,0434	0,0206	0,0231	0,0434
Portföyün Betası	0,7094	0,6451	0,6615	0,7094
Portföydeki Hisse Sayısı	1	15	7	1
Portföyün Sharpe Oranı	0,1384	0,1441	0,1939	0,1384
Portföyün Treynor Endeksi	0,0085	0,0046	0,0068	0,0085

Tablo 6'da genetik algoritma parametre değerlerine karşılık dört farklı modelin çözümü sonucu, portföylerin ölçüm değerlerine yer verilmiştir. Portföyün getirisi maksimize edilerek GA analizi gerçekleştirildiğinde klasik portföy optimizasyonunda olduğu gibi Getiri modeli ile Treynor endeksi modelinin en yüksek getiriyi sağlamış olduğu ortaya çıkmıştır. Benzer şekilde portföyün varyansı minimize edilince Varyans modelinin en düşük portföy riskine sahip olduğu 14 adet hisse senedinden oluşan bu portföyün riskinin 0,0206 olarak gerçekleştiği belirlenmiştir.

Şekil 2. GA Optimizasyonu ile Sharpe Oranı ve Risk Değerleri



Araştırmada GA optimizasyonu ile çözümlenmesi yapılan 3. Model olan Sharpe oranı modelinin çözüm değerleri Şekil 2’de verilmiştir.

Şekil 2’de GA analiziyle Sharpe oranı maksimize edilen portföylerin Sharpe oranına karşılık risk değerleri gösterilmiştir. Araştırmada 100 iterasyon sonucunda 3 no’lu modelin en yüksek portföy Sharpe oranı günlük 0,1939 olarak ölçülürken bu değere karşılık portföyün getirisi 0,0045, riski 0,0231 ve betası 0,6615 olarak hesaplanmıştır. Buna ilaveten GA optimizasyonu uygulamasıyla portföydeki hisse senetlerinin ağırlıkları Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Genetik Algoritma Portföy Optimizasyonu ile Hisse Senetlerinin Ağırlıkları

Hisse Adı	Getiri Modeli	Varyans Modeli	Sharpe Oranı Modeli	Treynor Endeksi Modeli
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
AKBNK	0	0,002	0,000	0
ALARK	0	0,021	0,216	0
ARCLK	0	0,042	0,000	0
ASELS	0	0,010	0,000	0
BIMAS	0	0,315	0,187	0
EKGYO	0	0,000	0,000	0
ENKAI	0	0,087	0,000	0
EREGL	0	0,130	0,000	0
FROTO	0	0,171	0,004	0
GARAN	0	0,049	0,000	0
GUBRF	0	0,000	0,000	0
HEKTS	0	0,005	0,000	0
ISCTR	0	0,000	0,079	0
KCHOL	0	0,000	0,000	0
KONTR	1	0,000	0,179	1
KOZAL	0	0,019	0,000	0
KRDMD	0	0,000	0,000	0
ODAS	0	0,020	0,000	0
OYAKC	0	0,095	0,173	0
PETKM	0	0,000	0,000	0
PGSUS	0	0,010	0,161	0
SAHOL	0	0,000	0,000	0
SASA	0	0,000	0,000	0
SISE	0	0,025	0,000	0
TCELL	0	0,000	0,000	0
THYAO	0	0,000	0,000	0
TOASO	0	0,000	0,000	0
TUPRS	0	0,000	0,000	0
YKBNK	0	0,000	0,000	0

Tablo 7’de dört farklı modelin GA uygulamasıyla analiz edilerek elde edilen portföydeki hisse senetleri ve ağırlıklarına yer verilmiştir. GA parametre değerleriyle portföyün getirisi, varyansı, Sharpe oranı ve Treynor endeksi amaç fonksiyonu kullanılarak 100 er adet portföy oluşturulmuş ve bunlar arasından en iyi portföy çeşitleri belirlenmiştir. Bu doğrultuda Getiri modeli ve Treynor endeksi modelinin portföyü 1 adet KONTR hisse senedinden oluşmakta, bu portföyün günlük getirisi 0,006 ve riski ise 0,0434 olarak ölçülmüştür. Varyans modelinin GA analiziyle çözümü yapılan portföyün 15 adet hisse senedi içerdiği ve bu portföyün 0,0206’lık en

düşük riskine karşılık günlük getirisinin 0,003 olarak hesaplandığı belirlenmiştir. Bununla birlikte amaç fonksiyonu Sharpe oranı olan modelin portföy Sharpe oranı maksimum 0,1939 olarak hesaplanırken buna karşılık portföyün günlük getirisi 0,0045 ve riski ise 0,231 olarak ölçülmüş ve bu portföydeki hisse senetlerinin ALARK, BIMAS, FROTO, ISCTR, KONTR, OYAKC ve PGSUS oldukları anlaşılmıştır.

4. SONUÇ VE TARTIŞMA

Bireyler, tasarruf sahipleri ya da yatırımcılar giderlerini karşıladıktan sonra belirli bir tasarruf miktarına erişebildiklerinde birikimlerini değerlendirebilmek amacıyla çeşitli yatırım araçlarına yatırım yapma eğilimi gösterirler. Kısa vadede yüksek getiri sağlamak isteyen yatırımcılar, yüksek düzeyde bir riski de göze almak durumundadır. Aynı doğrultuda daha düşük getiri elde etmek isteyen yatırımcılarında karşılaşılabilecekleri risk düzeyi daha düşük olacaktır. Buradan hareketle yatırımcılar tarafından oluşturulan yatırım portföyü, alınan risk ve beklenen getiri düzeyine göre değişiklik göstermekte ve farklı yapılarla portföyler ortaya çıkmaktadır. Portföy oluşturma sürecinde, yatırımcılar açısından yatırım yapılacak menkul kıymetin seçilmesi oldukça zor bir durumdur. Bahsi geçen menkul kıymetlerin seçilerek bir araya getirilmesi sonucu oluşan sepet ise yatırımcının, gerçekleştirdiği yatırıma ait portföyüdür (Başar ve Kuvat, 2020, s. 176).

Geleneksel portföy yaklaşımının benimsendiği klasik dönemin aksine modern dönemde menkul kıymet seçimi ve portföy oluşturulması, yatırımcılar tarafından oldukça ilgi gösterilen bir durumdur. Modern dönem yatırımcılarının, portföyün yalnızca yatırım araçlarının sayısının artırılarak çeşitlendirme yapılması düşüncesinin aksine, belirli kısıtlar ve amaçlar eşliğinde en doğru portföyün oluşturulması hedefi taşıdıkları görülmektedir. Bahsi geçen en doğru portföyün oluşturulması düşüncesi ise optimum portföy kavramının gündeme gelmesini ve finans dünyasının oldukça ilgi gösterilen konuları arasına girmesini sağlamıştır. Portföyler finansal, politik, ekonomik vb. krizlerden ve teknolojiye yaşanan gelişmelerden oldukça hızlı etkilenen bir yapıdadır. Yatırım potansiyeli olan ve mevcut yatırımcı konumunda bulunan sermaye sahipleri, bahsedilen durumlar sebebiyle yatırım sürecinde tüm servetlerini kaybetme durumuyla karşı karşıyadır. Portföy oluşturma sürecinde verilecek herhangi bir yanlış karar, yatırımcıların ve işletmelerin istenmeyen olumsuz durumlarla karşılaşmalarına sebep olacaktır (Akbulut ve Şenol, 2021, s. 177).

Bahsedilenler doğrultusunda tasarruf sahiplerinin herhangi bir menkul kıymete yatırım yapmaktansa, birçok yatırım aracının bir arada bulunduğu bir portföye yatırım yapması ve bu portföyde yer alacak yatırım araçlarının hangi yöntemlerle seçilmesi gerektiği dikkate değer bir sorun olmuştur. Bu sorunun çözülmesi noktasında yatırımcılar, portföy optimizasyon modelleri ve ölçütlerinin kullanımına başvurmuştur (Akdağ, 2019, s. 229). Bu modellerden birisi, riskin minimize edildiği ve riske uygun optimum portföy oluşturulabilen Markowitz ortalama varyans modelidir. Yine portföy optimizasyonunda ve performans ölçümünde kullanılan ölçütlerden başlıcaları, Sharpe ve Treynor ölçütleridir. Bu ölçütlerden Sharpe ölçütünün toplam riski dikkate aldığı ve Treynor ölçütünün ise sistematik riski dikkate aldığı bilinmektedir (Çömez ve Başarır, 2020, s. 4170). Portföy optimizasyonunda başvurulan bir diğer model ise genetik algoritma modelidir. Model, optimale yakın çözümler sunan ve oldukça hassas hesaplamalar yapan sezgisel bir modeldir (Acar, 2021, s. 270).

Bu çalışmada 03.01.2022 – 28.02.2024 tarihleri arası, hisse senetlerinin günlük kapanış fiyatları dikkate alınarak maksimum getiri modeli, Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe oranı ve Treynor endeksi performans ölçütleri ile BIST 30 endeksinde işlem gören 29 işletmenin hisse senetleri arasından seçim yapılarak en uygun portföyün oluşturulması, portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının hesaplanması ve buna bağlı olarak portföy optimizasyonunda kullanılan modellerin performanslarının sezgisel bir teknik olan genetik algoritma ile ölçülmesi amaçlanmıştır. Bu doğrultuda portföy optimizasyon çözümlenmesi sonucu dört farklı modelin genetik algoritma ve klasik optimizasyon yöntemiyle belirlenen portföylerin ölçüm değerleri karşılaştırılarak kıyaslaması yapılmıştır. Yapılan açıklamalar doğrultusunda çalışma uygulamasında kullanılan yöntemlerin tercih edilme nedeni farklı risk çeşitlendirmesine göre en iyi portföyün oluşturulması ve modellerin performanslarının belirlenebilmesidir.

Daha önce de belirtildiği üzere çalışma uygulanmasında Markowitz ortalama varyans modeli, Sharpe ve Treynor oranları ile farklı risk çeşitlendirmesi yapabilmelerinden dolayı ve en iyi portföyün oluşturulmuşunda riskin önemli bir faktör olduğunun bilinmesi nedeniyle oranlar, çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışmada kullanılan bir diğer yöntem ise genetik algoritma tekniğidir. Sezgisel algoritmaya dayalı yöntemin, klasik optimizasyon yöntemleri karşısında kullanılabilirliğini sınamak ve yine klasik yöntemlere göre başarısını ölçebilmek amacıyla yöntem, çalışma uygulamasında kullanılmıştır.

BIST 30 endeksi portföy optimizasyonu üzerine gerçekleştirilen çalışmalar araştırıldığında, pandemi sonrası ve özellikle 2023 yılında BIST 30 endeksi üzerine uygulanan herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu doğrultuda çalışmanın belirtilen yılları kapsamı ve Getiri, Varyans, Sharpe ve Treynor endeksi modellerinin, iki farklı optimizasyon tekniği olan klasik ve genetik optimizasyon yöntemleriyle çalışmada kullanılması, çalışmanın özgün yanını oluşturmakta olup, bu doğrultuda çalışmanın literatüre katkı sağlayacağına inanılmaktadır.

Bahsedildiği üzere çalışmada Getiri, Varyans, Sharpe ve Treynor endeks modelleri kullanılmıştır. Bu modeller, klasik portföy optimizasyonu (KPO) ve (GA) optimizasyon yöntemi ile uygulanmıştır.

Tablo 8. Portföy Optimizasyonu Sonuçlarının Karşılaştırılması

Performans Ölçütleri	Getiri Modeli ve Treynor Endeksi Model 1&Model 4		Varyans Modeli Model 2		Sharpe Oranı Modeli Model 3	
	GA	KPO	GA	KPO	GA	KPO
	Portföyün Getirisi	0,006	0,006	0,003	0,0029	0,0045
Portföyün Riski	0,0434	0,0434	0,0206	0,0201	0,0231	0,0231
Portföyün Betası	0,7094	0,7094	0,6451	0,6355	0,6615	0,7086
Portföydeki Hisse Sayısı	1	1	15	17	7	8
Portföyün Sharpe Oranı	0,1384	0,1384	0,1441	0,1456	0,1939	0,2018
Portföyün Treynor Endeksi	0,0085	0,0085	0,0046	0,0046	0,0068	0,0066

Araştırmada portföyün getirisi ve Treynor endeksinin amaç fonksiyonu olarak oluşturulduğu GA ile KPO'da uygulanan Model 1 ile Model 4'ün portföy ölçüm değerlerinin birbiriyle aynı olduğu ve iki analiz yönteminin benzer sonuçlar verdiği bilgisine ulaşılmıştır. Buna karşın portföy varyansının minimize edildiği, Sharpe oranının maksimize edildiği amaç fonksiyonu çözümlemesinde GA'nın KPO'ya yakın sonuçlar ürettiği, GA'nın portföy çeşitlendirmesi açısından yatırımcılara farklı portföy olanağı sunduğu açıklanabilir. Bununla birlikte modellerin performans ölçütleri karşılaştırıldığında; sadece portföyün getirisi dikkate alındığında, Getiri modeli (Model 1) ile Treynor endeksi modelinin (Model 4) Sharpe oranı modeline (Model 3) göre portföy çeşitlemesi açısından daha cazip iken, portföyün riskinin daha yüksek olduğu fark edilmiştir. Portföy riskinin en düşük olduğu model kıyaslaması yapıldığında, Varyans modeliyle (Model 2) ulaşılan portföyün en düşük riske sahip olduğu sonucuna varılmıştır. Bu bilgiler doğrultusunda elde edilen sonuçlar itibarıyla GA yönteminin KPA'ya alternatif bir portföy optimizasyon analiz tekniği olabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Bahsedilen yöntemler, elde edilen sonuçlar doğrultusunda karşılaştırıldığında, genetik algoritma analizi ile elde edilen portföylerin, klasik optimizasyon yöntemi ile elde edilen portföy çeşitleriyle yakın derecede optimizasyon sonuçları verdiği ortaya çıkmıştır.

Çalışmada kullanılan performans ölçütleri değerlendirildiğinde, her iki yonteme göre de Treynor ölçütünün, Sharpe ölçütüne göre daha yüksek getirili fakat riski daha yüksek portföy çeşitlendirmesi yaptığı ve daha iyi performansa sahip olduğu anlaşılmıştır.

Çalışmada klasik ve genetik optimizasyon yöntemleri ile kullanılan dört farklı model analizi ile ulaşılan sonuçlar; Çelenli Başaran (2021), Kaleli (2023), Acar (2021), Urun vd. (2020) ile Zeren ve Baygın (2015) isimli yazarların çalışmalarıyla karşılaştırılmıştır. Çelenli Başaran (2021) çalışmasında BIST 30 endeksi işletmelerine, 2019 yılını esas alarak, klasik ve genetik optimizasyon yöntemlerini, Treynor endeksi ve Sharpe oranını kullanarak portföy optimizasyonu uygulaması yapmıştır. Çalışmada genetik algoritma kullanılarak hesaplanan Treynor endeksine göre portföy getirisi %0,2236 ve Sharpe oranına göre portföy getirisi %0,2295 olarak belirtilmiştir. Bu çalışmada ise BIST 30 endeksi üzerine 2022-2024 yılları baz alınarak, klasik ve genetik optimizasyon yöntemleri ile Getiri, Varyans, Sharpe ve Treynor endeksi modelleri kullanılarak optimizasyon uygulaması yapılmıştır. Görüldüğü üzere bu çalışmada daha fazla sayıda optimizasyon modeli kullanılmıştır. Çalışma yılı olarak da bu çalışma daha günceldir. Ayrıca gerçekleştirilen optimizasyon uygulaması sonucunda, Çelenli Başaran'ın çalışmasında kullanılan aynı optimizasyon yöntemi ve modelleri dikkate alındığında, Treynor endeksine göre portföy getirisi %0,6 ve Sharpe oranına göre portföy getirisi %0,4 olarak hesaplanmıştır. Anlaşılabacağı üzere bu çalışmada elde edilen getiri değerleri, Çelenli Başaran'ın ulaştığı değerlere göre daha yüksek olarak bulunmuştur. Kaleli (2023) çalışmasında BIST 30 endeksi üzerine, 2016-

2021 yılları arası, genetik algoritma yöntemi ile kullanıcı tanımlı risk değerlerini dikkate alarak ve aylık veriler kullanarak portföy optimizasyonu çalışması yapmıştır. Gerçekleştirilen çalışma da ise daha güncel zaman aralıkları seçilmiştir. Hisse senedi gün sonu kapanış fiyatları dikkate alınmıştır. Ayrıca genetik algoritmaya ilave olarak klasik optimizasyon yöntemi ve dört farklı optimizasyon modeli çalışmada kullanılmıştır. Yazar tarafından uygulanan çalışmada kullanılan optimizasyon modelleri, gerçekleştirilen çalışma ile aynı olmadığı için ulaşılan sonuçlar yönünden herhangi bir karşılaştırma yapılamamıştır. Acar (2021) ise çalışmasında BIST 30 endeksi üzerine, genetik algoritma yöntemi ile ortalama, Monte Carlo ve tahmin getiri ölçütlerini kullanarak, haftalık verilerle 2019-2020 yılları arası portföy optimizasyonu çalışması uygulamıştır. Bu çalışmada ise daha önce belirtildiği üzere daha güncel tarih aralığı esas alınmış, günlük verilerle çalışılmış, yazarın kullandığı yöntemle ilave olarak klasik optimizasyon yöntemi ve dört farklı getiri ölçütü kullanılmıştır. Acar (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmada kullanılan optimizasyon modelleri, bu çalışma ile farklı olduğu için çalışmalar, sonuçlar yönünden karşılaştırılamamıştır. Bir diğer çalışma olan Urun vd. tarafından 2020 yılında yapılan çalışmada yazarlar, klasik portföy optimizasyonu yöntemi ve dört farklı getiri ölçütünü kullanarak 2013-2016 yılları için optimizasyon çalışması gerçekleştirmiştir. Bu çalışmada ise geçtiğimiz 2022-2024 yılları veri dönemi için, klasik ve genetik optimizasyon yöntemleri ve dört adet getiri modeli kullanılarak, portföy optimizasyonu çalışması yapılmıştır. Bahsedilen çalışma ile bu çalışma arasında ortak olan getiri ölçütü Sharpe oranı olduğundan dolayı çalışmalar, belirtilen oran ile ulaşılan sonuçlar yönünden karşılaştırılmıştır. Yazarlar tarafından kaleme alınan çalışmada Sharpe oranı ile hesaplanan günlük portföy getirisi %0,78 olarak belirtilmiştir. Bu çalışmada ise Sharpe oranı ile hesaplanan günlük portföy getirisi %0,4 olarak elde edilmiştir. Urun vd. tarafından gerçekleştirilen çalışmada elde edilen getiri değerinin, bu çalışmaya göre daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Bu durumun sebebi ise çalışmaların yapıldığı zaman aralıklarının farklı olması ve bu farklılıktan dolayı endekse ait borsa verilerinin farklılık göstermesidir. Son olarak Zeren ve Baygın (2015) çalışmalarında genetik algoritma yöntemi ile getiri ve varyans modellerini kullanarak, aylık veriler ile 2010-2013 dönemleri için optimizasyon uygulaması yapmıştır. Bu çalışmada ise daha güncel veriler üzerinde, genetik algoritma ve klasik optimizasyon yöntemi ile Getiri, Varyans, Sharpe ve Treynor endeksi modelleri kullanılmıştır. Yazarlar tarafından gerçekleştirilen çalışmada Getiri modeli ile elde edilen portföy getirisi %0,1 ve Varyans modeli ile belirlenen risk düzeyi %1,6 olarak gösterilmiştir. Bu çalışmada ise Getiri modeli ile ulaşılan portföy getirisi %0,6 ve Varyans modeli ile hesaplanan risk düzeyi %2,1'dir. Çalışmalar karşılaştırıldığında yazarlar tarafından gerçekleştirilen çalışmanın, bu çalışmaya göre daha düşük getiri ve risk düzeyine sahip olduğu belirlenmiştir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar doğrultusunda, GA'nın portföy çeşitlendirmesi açısından yatırımcılara farklı portföy olanakları sunduğu belirlenmiştir. Bu doğrultuda yatırımcıların ve yatırım danışmanlığı yapanların GA'yı portföy optimizasyonu amacıyla kullanabilecekleri önerilmektedir. Yine çalışma sonuçlarına göre portföy getirisi dikkate alındığında, Getiri modeli (Model 1) ile Treynor endeksi modelinin (Model 4) Sharpe oranı modeline (Model 3) göre portföy çeşitlemesi yönünden daha yüksek getiri sağladığı ancak bununla birlikte portföy riskinin de daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Portföy riskinin en düşük olduğu model incelendiğinde ise Varyans modeliyle (Model 2) elde edilen portföyün en düşük riske sahip olduğu anlaşılmıştır. Buradan hareketle yüksek getiri elde etmek isteyen ve yüksek riski de göze alabilen yatırımcıların Getiri modeli (Model 1) ile Treynor endeksi modelini (Model 4) tercih etmeleri, portföy riskinin düşük olmasını isteyen yatırımcıların ise Varyans modelini (Model 2) tercih etmeleri önerilmektedir. Gelecek çalışmalarda gerçekleştirilen bu çalışma referans alınarak, farklı endekslerden ya da sektörlerden elde edilen farklı veri setleri üzerinde, farklı zaman aralıkları, haftalık ya da aylık veriler ile çalışmada kullanılan optimizasyon yöntem ve modelleri kullanılarak farklı çalışmalar yapılabileceği önerilmektedir. Bahsedilenler doğrultusunda yapılacak yeni çalışmaların, yatırımcılar ve portföy yöneticileri açısından oldukça faydalı olacağı düşünülmektedir.

YAZARIN BEYANI

Katkı Oranı Beyanı: Yazar, çalışmanın tümüne tek başına katkı sağlamıştır.

Destek ve Teşekkür Beyanı: Çalışmada herhangi bir kurum ya da kuruluştan destek alınmamıştır.

Çatışma Beyanı: Çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması söz konusu değildir.

KAYNAKÇA

- Acar, E. (2020). Ortalama-aşağı yönlü varyans tabanlı risk ölçütleri ve stokastik getirili portföy optimizasyonu. *Ekonomi, Politika & Finans Araştırmaları Dergisi*, 5(3), 822-844. <https://doi.org/10.30784/epfad.790658>
- Acar, E. (2021). Genetik algoritma kullanımı ile farklı getiri ölçümlerindeki yatırım optimizasyonu problemi. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 10(1), 266-288. <https://doi.org/10.15869/itobiad.818016>
- Acar, V. ve Ünal, S. (2022). Multi-teorik portföy optimizasyonu: Oyun teorisi ile bir uygulama. *Balkan and Near Eastern Journal of Social Sciences*, 8(1), 75-83.
- Akbulut, O. Y. ve Şenol, Z. (2021). Bütünleşik SD ve Promethee ÇKKV yöntemleri ile portföy optimizasyonu: BİST Gıda, İçecek ve Tütün sektöründe ampirik bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (92), 161-182. <https://doi.org/10.25095/mufad.935545>
- Akdağ, S. (2019). Döviz kurları ve değerli madenlerin portföy sürecine dahil edilmesinin optimizasyon sonuçları üzerine etkisi: Bulanık doğrusal programlama ile bir uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (37), 217-234. <https://doi.org/10.35343/kosbed.568820>
- Aksaraylı, M. ve Pala, O. (2018). Yüksek dereceden momentler ve bulanık entropiye dayalı portföy optimizasyonu. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (Özel Sayı), 415-432. <https://doi.org/10.18092/ulikidince.351487>
- Akyer, H., Kalaycı, C. B. ve Aygören, H. (2018). Ortalama-varyans portföy optimizasyonu için parçacık sürü optimizasyonu algoritması: Bir Borsa İstanbul uygulaması. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 24(1), 124-129. <https://dx.doi.org/10.5505/pajes.2017.91145>
- Arslan, Ş. ve Çankaya, S. (2022). Covid-19 pandemisinin bireysel yatırımcı davranışlarına etkisi. *Finans, Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(4), 600-611. <https://doi.org/10.29106/fesa.1114875>
- Atmaca, M. E. (2022). Portfolio management and performance improvement with Sharpe and Treynor ratios in electricity markets. *Energy Reports*, (8), 192-201. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.11.287>
- Avşarlıgil, N. (2020). Bulanık programlamayla portföy optimizasyonu üzerine bir uygulama. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (38), 197-209. <https://doi.org/10.30794/pausb.554863>
- Başar, G. P. ve Kuvat, Ö. (2020). Optimum portföy oluşturma: Bist kurumsal yönetim endeksi (XKURY) üzerine bir uygulama. *Optimum Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi*, 7(1), 161-180. <https://doi.org/10.17541/optimum.555198>
- Bekdaş, D. ve Ersoy, H. (2022). Metasezgisel algoritmalarla portföy optimizasyonu: BIST 30 uygulaması. *Finans Ekonomisi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 7(1), 164-176. <https://doi.org/10.29106/fesa.1084231>
- Bilir, H. ve Kanlıdere, O. (2019). Borsa İstanbul üzerine bir uygulama: Optimal portföy seçimi. *Journal of Social and Humanities Sciences Research*, 6(42), 2530-2542. <https://doi.org/10.26450/jshsr.1359>
- Bodie, Z., Kane, A. ve Marcus, A. J. (2002). *Investments* (5. Baskı). McGraw-Hill.
- Bozma, G., Aydın, S. ve Künü, S. (2021). Borsa İstanbul alt sektör analizi: Portföy optimizasyonu ve koruma oranı. *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (28), 323-337.
- Büberkökü, Ö. (2021). Alternatif yöntemlere dayalı portföy optimizasyonu. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (59), 333-358. <https://doi.org/10.18070/erciyesiibd.881391>

- Büberkökü, Ö. (2021). Borsa yatırım fonlarına dayalı statik ve dinamik portföy optimizasyon analizleri. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 39(4), 561-579. <https://doi.org/10.17065/huniibf.845019>
- Büberkökü, Ö. ve Kızıldere, C. (2022). Kripto para piyasalarına dayalı statik ve dinamik portföy optimizasyon analizleri. *USOBED Uluslararası Batı Karadeniz Sosyal ve Beşeri Bilimler Dergisi*, 6(2), 148-172. <https://doi.org/10.46452/baksoder.1163470>
- Candan, H., Durmuş, A. ve Harman, G. (2019). Genetik algoritma ve sınıflandırıcı yöntemler ile kanser tahmini. *Veri Bilim Dergisi*, 2(1), 30-34.
- Ceylan, A. ve Korkmaz, T. (1998). *Borsada uygulamalı portföy yönetimi* (3. Baskı). Ekin Yayınevi.
- Charkasov, M. ve Hepşen, A. (2021). Ortalama-varyans ve tek endeks yöntemlerinin portföy modellemesine uygulanması: BIST 30 üzerine bir çalışma. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 6(4), 956-967. <https://doi.org/10.29106/fesa.954225>
- Çelenli Başaran, A. Z. (2021). Sharpe oranı ve Treynor endeksi performans ölçülerine dayalı genetik algoritma yaklaşımı. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi*, 16(1), 17-34. <https://doi.org/10.29233/sdufeffd.780517>
- Çelenli Başaran, A. Z. ve Öner, B. (2020). Parçacık sürü optimizasyonu algoritması ile elde edilen portföylerin AP yöntemi ile etkinliklerinin ölçülmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 24(3), 669-680. <https://doi.org/10.19113/sdufenbed.793455>
- Çilek, A. (2022). SD temelli MABAC ÇKKV teknikleri ile portföy optimizasyonu: BİST GYO sektöründe ampirik bir uygulama. *Trends in Business and Economics*, 36(4), 374-386. <https://doi.org/10.5152/TBE.2022.220308>
- Çömez, G. ve Başarır, Ç. (2020). Uluslararası borsa endekslerinde portföy optimizasyonu ile risk yönetimi. *Business & Management Studies: An International Journal*, 8(5), 4157-4174. <https://doi.org/10.15295/bmij.v8i5.1641>
- Dai, L. (2023). Portfolio optimization using Markowitz model and Index model-A study on 10 selected stocks. *Highlights in Business, Economics and Management*, (10), 264-269. <https://doi.org/10.54097/hbem.v10i.8050>
- Dooba, K. ve Mouselli, S. (2023). Portfolio optimization at Damascus Securities Exchange: A Fractal analysis approach. *Cogent Economics & Finance*, 11(2), 1-16. <https://doi.org/10.1080/23322039.2023.2286755>
- Gülmez, B. (2023). Market zinciri ürün dağıtım problemlerinin farklı genetik algoritma versiyonları ile çözümü ve karşılaştırılması. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 6(1), 180-196. <https://doi.org/10.47495/okufbed.1117220>
- Habib, Z. ve Nadjat, N. M. (2021). Loans portfolio optimization of commercial banks using genetic algorithm: A case study of Saudi Arabia. *International Journal of Banking, Risk and Insurance*, 9(1), 20-27.
- Holland, J. H. (1992). Genetic algorithms, *Scientific American*, 1(267), 66-73.
- Kaleli, S. S. (2023). Bist-30 şirketlerinin pandemi öncesi-sonrası satış verilerinin genetik algoritma ile analizi ve optimum portföy oluşturma. *Manas Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 12(2), 557-565. <https://doi.org/10.33206/mjss.1215054>
- Kaleli, S.S. (2022). Getiri-risk oranına göre karınca koloni optimizasyonu tabanlı portföy seçimi: Bist-30 örneği. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 14(3), 1741-1752. <https://doi.org/10.20491/isarder.2022.1468>

- Kamu Aydınlatma Platformu (KAP). (2024). <https://www.kap.org.tr/tr/Endeksler> adresinden 7 Şubat 2024 tarihinde alınmıştır.
- Karaköse, E. (2022). Sürü insansız hava araçlarının görev paylaşımı için genetik algoritma tabanlı bir yaklaşım. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 34(1), 351-360. <https://doi.org/10.35234/fumbd.1026653>
- Karan, M. B. (2013). *Yatırım analizi ve portföy yönetimi* (4. Baskı). Gazi Kitabevi.
- Kaynar, O. ve Yurtsal, A. (2019). Ders programı çizelgeleme probleminin genetic algoritma ile optimizasyonu. *Journal of Information Systems and Management Research*, 1(1), 1-14.
- Keklik, G. ve Özcan, B. D. (2023). Genetik algoritmaların işleyişi ve genetik algoritma uygulamalarında kullanılan operatörler. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 6(1), 1052-1066. <https://doi.org/10.47495/okufbed.1161413>
- Kılıç, Y. (2020). “Borsa İstanbul’da Covid-19 (koronavirüs) etkisi”, *Journal of Emerging Economies and Policy*, 5(1), 66-77.
- Koza, J. R. (1992). *Genetic programming on the programming of computers by means of natural selection* (1. Baskı). MIT Press.
- Logubayom, A. I. ve Victor, T. A. (2019). Portfolio optimization of some stocks on the Ghana Stock Exchange Using the Markowitz mean-variance approach. *Journal of Financial Risk Management*, (8), 29-41. <https://doi.org/10.4236/jfrm.2019.81003>
- Ma, Z. (2023). Maximizing returns and minimizing risk: A data-driven portfolio optimization analysis using Markowitz’s theory and Sharpe ratio. *Academic Journal of Business & Management*, 5(9), 45-53. <https://doi.org/10.25236/AJBM.2023.050908>
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- Öncü, S. ve Ektik, D. (2021). Kripto paraların yatırım amaçlı kullanımı: Riskler ve getiriler. *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19(4), 362-395. <https://doi.org/10.18026/cbayarsos.1015799>
- Özkan, O. ve Çakar, R. (2020). Portföy optimizasyonu ve performans değerlendirmesinde alfa ve standart sapma değişkenleriyle model önermesi. *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, (Özel Sayı), 37-66.
- Pala, O. ve Aksaraylı, M. (2019). Nicelik kısıtlı ortalama varyans çarpıklık basıklık portföy modeli: Bulanık sezgisel bir yaklaşım. *Akademik Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 11(21), 386-397. <https://doi.org/10.20990/kilisiibfakademik.536454>
- Pulat, M. ve Kocakoç, İ. D. (2019). Gezgin satıcı probleminin genetik algoritmalar kullanarak çözümünde çaprazlama operatörlerinin örnek olaylar bazlı incelenmesi. *İzmir İktisat Dergisi*, 34(2), 225-243. <https://doi.org/10.24988/ije.2019342825>
- Radovic, M., Radukic, S. ve Njegomir, V. (2018). The application of the Markowitz’s model in efficient portfolio forming on the capital market in the republic of Serbia. *Economic Themes*, 56(1), 17-34. <https://doi.org/10.2478/ethemes-2018-0002>
- Safitri, I. N., Sudradjat, S. ve Lesmana, E. (2020). Stock portfolio analysis using Markowitz model. *International Journal of Quantitative Research and Modeling*, 1(1), 47-58. <https://doi.org/10.46336/ijqrm.v1i1.6>

- Sebatlı-Sağlam, A. ve Çavdur, F. (2020). Portföy optimizasyonu için bir karar destek sistemi uygulaması. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 25(3), 1345-1358. <https://doi.org/10.17482/uumfd.532966>
- Süsay, A., Yurtoğlu, Y. ve Atan, M. (2020). Karesel programlama ile portföy optimizasyonu: Borsa İstanbul örneği. *Nicel Bilimler Dergisi*, 2(2), 43-59.
- Tahirzade, L. (2021). Ortalama-varyans mideli ile portföy optimizasyonu: Covid-19 pandemisinin ABD ve Çin üzerindeki etkilerinin kıyaslanması (Portfolio Optimization with the Mean-Variance Model: Comparing the Impacts of the COVID-19 Pandemic on the USA and China)." *Available at SSRN 3956766*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3956766>
- Ural, M., Bayram, O. ve Kısava, Z. S. (2019). BIST 30 endeksinin risk profili ve optimal portföy analizi. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar Dergisi*, 56(650), 9-28.
- Urun, K., Taş, O. ve Uğurlu, U. (2020). Portföy optimizasyonunda veri setlerinin ve optimizasyon seçeneklerinin karşılaştırılması: BIST-30 endeksi üzerine bir uygulama. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 38(1), 139-165. <https://doi.org/10.17065/huniibf.498863>
- Whitley, D. (1994). A genetic algorithm tutorial. *Statistics and Computing*, 4(2), 65-85.
- Yahoo Finance - Stock Market Live, Quotes, Business World. (2024). www.finance.yahoo.com adresinden 28 Şubat 2024 tarihinde alınmıştır.
- Yaman, S. ve Korkmaz, T. (2023). Optimum portföy seçimi ve finansal başarısızlık modelleri: Borsa İstanbul'da bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (99), 195-222. <https://doi.org/10.25095/mufad.1265605>
- Yöntem, A. ve Özkan, N. (2022). COVID-19 pandemisinde portföy optimizasyonu: BIST-30 endeksi üzerine bir uygulama. *International Review of Economics and Management*, 10(2), 112-133. <https://doi.org/10.18825/iremjournal.1198366>
- Zeren, F. ve Baygın, M. (2015). Genetik algoritmalar ile optimal portföy seçimi: Bist-30 örneği. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 309-324.