

## Getiri-Risk Oranına Göre Karınca Koloni Optimizasyonu Tabanlı Portföy Seçimi : Bist-30 Örneği (Ant Colony Optimization Based Portfolio Selection According to Yield-Risk Ratio: An Example of Bist-30)

Salih Serkan KALELİ <sup>a</sup>

<sup>a</sup> Ardahan Üniversitesi, Sosyal Bilimler Yüksek Okulu, Ardahan, Türkiye. [salihserkankaleli@ardahan.edu.tr](mailto:salihserkankaleli@ardahan.edu.tr)

MAKALE BİLGİSİ	ÖZET
<b>Anahtar Kelimeler:</b> Karınca Koloni Algoritması Getiri-Risk Portföy Optimizasyon	<b>Amaç</b> – Çalışmanın temel amacı, borsada işlem gören BİST-30 şirketlerinin Eylül 2019-Ağustos 2021 yılları arasındaki satışları incelenerek belirlenen kriterlere göre en iyi portföyün seçilmesidir. <b>Yöntem</b> – Bist-30 şirketlerinden elde edilen veriler MATLAB platformuna aktararak geliştirilen Karınca Koloni Algoritması ile analiz edilmiş ve optimum portföy hesaplanmaya çalışılmıştır. Şirketlerin verileri Borsa İstanbul adresinden alınmış ve şirketler 1’den 30’a kadar numaralandırılmıştır. Kullanıcıların belirlediği risk değerlerine göre sistem çalıştırılmış ve optimum portföyler belirlenmiştir. <b>Bulgular</b> – Araştırmada alınan risk katsayısı 6 (Sigma) ile gösterilmiştir. Çalışma sonucunda $6=0.20$ olduğu durumlarda seçilen portföyün 14 adet olması beklenmektedir. Alınan risk katsayısı yükseldikçe seçilmesi gereken portföy seçiminin arttığı görülmektedir. Bu durum aslında risk katsayısı arttıkça geliştirilen algoritmasının performansının düştüğünü göstermektedir. Bu sonuçlara göre karınca koloni algoritması ile portföy seçimi için büyük ölçüde değişimler yaşanmış ve bu değişimlere bağlı olarak risk ve getiri eğrisinde değişimler gözlemlenmiştir. <b>Tartışma</b> – Çalışma kapsamında gerçekleştirilen Karınca Koloni Algoritması tabanlı portföy seçiminde elde edilen sonuçlara bakıldığında özellikle $6=0.20$ olduğu durumlarda oldukça verimli sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca kullanıcılara bırakılmış olan risk ve getiri değerlerinin seçimi için 6 farklı katsayıda bu algoritmanın performansı değerlendirilmiştir.
Gönderilme Tarihi 3 Kasım 2021 Revizyon Tarihi 30 Temmuz 2022 Kabul Tarihi 10 Ağustos 2022	
<b>Makale Kategorisi:</b> Araştırma Makalesi	

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<b>Keywords:</b> Work Meaning Work Performance Education Managers Pandemic (Covid-19)	<b>Purpose</b> – The main purpose of the study is to select the best portfolio according to the determined criteria by examining the sales of BIST-30 companies traded in the stock exchange between September 2019 and August 2021. <b>Design/methodology/approach</b> – The data obtained from Bist-30 companies were transferred to the MATLAB platform and analyzed with the Ant Colony Algorithm developed and the optimum portfolio was tried to be calculated. The data of the companies were taken from Borsa İstanbul and the companies were numbered from 1 to 30. The system was run according to the risk values determined by the users and optimum portfolios were determined. <b>Results</b> – The risk coefficient taken in the study is shown with 6 (Sigma). As a result of the study, it is expected that the selected portfolio will be 14 in cases where $6=0.20$ . It is seen that as the risk coefficient increases, the portfolio selection that should be selected increases. This fact shows that the performance of the developed algorithm decreases as the risk coefficient increases. According to these results, significant changes were experienced for portfolio selection with the ant colony algorithm and changes were observed in the risk and yield curves depending on these changes. <b>Discussion</b> – Considering the results obtained in the selection of the Ant Colony Algorithm-based portfolio carried out within the scope of the study, it has been observed that it gives very productive results, especially in cases where $6=0.20$ . In addition, the performance of this algorithm was evaluated at 6 different coefficients for the selection of risk and return values left to the users.
Received 3 November 2021 Revised 30 July 2022 Accepted 10 August 2022	
<b>Article Classification:</b> Research Article	

### Önerilen Atf/Suggested Citation

Kaleli, S. S. (2022). Getiri-Risk Oranına Göre Karınca Koloni Optimizasyonu Tabanlı Portföy Seçimi : Bist-30 Örneği, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 14 (3), 1741-1752.

## 1. GİRİŞ

İnsanlar için artık son zamanlarda yatırım, ayrı bir gelir kaynağıdır. Yatırımcılar, kâr veya gelir elde etmek için taşınmaz varlıklara, yatırım fonlarına, hisse senetlerine ve tahvillere yatırım yapmaktadır. Son yıllarda, finansal krizler, e-ticaret, ekonomik olumsuzluklar ve kripto para birimi gibi yüksek uçucu varlıkların piyasaya sürülmesi gibi çeşitli faktörler, finansal risk yönetimine bakış açısını değiştirmiştir (Baygin & Zeren, 2015). Yatırımdaki çeşitlendirmeler portföy yönetiminde önemli bir etkiye sahiptir. Belirli bir portföyde çok sayıda menkul kıymetler olduğu göz önüne alındığında, elde edilen getirilerin optimize edilmesi zorunlu hale gelmiştir (Mahi vd., 2015).

Portföy optimizasyonunda yatırımlardan beklenen getiri ve riskler dikkat edilmesi gereken en önemli kriterlerdendir. Çünkü yatırımcılar genellikle getiriye en üst düzeye çıkarmayı, bununla beraber de riski minimum düzeyde tutmayı amaçlamışlardır. Bu durumda ise yüksek getiri genellikle artan riskler içermektedir (Yakut & Çankal, 2016). Getiri ve risk arasındaki ilişki, yüksek risklerin her zaman daha büyük getiri ile telafi edilmesi gereken pozitif yönlü bir ilişkidir. (Deng vd., 2017). Portföy, yatırımcıların riskten kaçınma eyleminde olduğu varsayımına dayanan varlık ve menkul kıymetlerin birleşimidir. Portföy optimizasyon problemleri geleneksel olarak Markowitz portföy seçim modeli ve Kuadratik Programlama kullanılarak incelenir (Fidanova, 2021). Markowitz modeli, standart sapma veya varyansla oluşturulan riski, beklenen getiri ile ilişkilendiren optimal portföy oluşturulmasıdır (Varghese & Joseph, 2018). Çalışmada ise getiri ve risk oranına göre kullanıcı tanımlı optimal portföy oluşturma işlemi karınca koloni algoritması kullanılarak ele alınmıştır. Bu amaçla kullanıcı tanımlı risk değerlerine göre BİST-30 şirketlerinin satış verileri ele alınarak optimum portföyler belirlenmiştir.

Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde portföy optimizasyon probleminin NP-zor doğası nedeniyle, literatürde makine öğrenmesi tabanlı yöntemler ve metasezgisel algoritmalar gibi çok sayıda yaklaşım tekniği kullanılmış ve sonuçlar paylaşılmıştır. Bu bağlamda çalışmanın literatür kısmında uygun portföy belirlenmesi probleminin çözümlenmesi için karınca koloni algoritması ve diğer kullanılan algoritmalarla ilgili çalışmalara yer verilmiştir. Sonrasında Karınca Koloni Algoritmasının kısa bir anlatımı ve elde edilen bulgulara yer verilmiştir. Çalışmada Karınca Koloni Algoritmasının portföy seçiminde etkin ve verimli bir yöntem olduğunun kanıtlanması amaçlanmıştır.

## 2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Bugüne kadar optimum portföy seçimi konusunda çok sayıda çalışma yapılmış ve portföy yönetimi probleminin çözümü için farklı koşullara ve kısıtlamalara göre tasarlanmış farklı modeller önerilmiştir.

Bu çalışmalardan birinde Mohamadtaghi Rahimi ve diğerleri (Rahimi vd., 2017) 2003-2013 yılları arasında Tahran menkul Kıymetler Borsasında işlem gören 55 şirketin verilerini istatistiksel olarak analiz etmiş, şirketlerin en yüksek aktif getirisine ve en düşük risk seviyesini ölçmüşlerdir. Çalışmada en uygun portföyün seçilmesi için karınca koloni algoritması kullanılmış ve sonuçlar MATLAB ortamına aktarılarak en düşük entropiye sahip portföyler seçilmiştir.

Mahmoud Rahmani ve diğerleri (Rahmani vd., 2019), optimum portföy seçimi için 2005-2015 yılları arasında Tahran menkul Kıymetler Borsasında işlem gören firmalardan veriler toplamış ve bu verileri genetik algoritma, karınca koloni algoritması ve yapay bal arısı kolonisi algoritmalarını kullanarak incelemişlerdir. Sonuç kısmında karınca koloni algoritması ve genetik algoritmanın anlamlı değerler verdiğini fakat yapay bal arısı kolonisi algoritmasının belirlenen kriterlerde anlamlı sonuçlar vermediği belirtilmiştir.

Saina Abolmaali ve diğerleri (Abolmaali and Roodposhti 2018), Karınca Kolonisi Algoritmasından esinlenen bir portföyde yer alan varlık sayısı ile ilgili kısıtlamalara dayanan portföyler oluşturmaya çalışmışlardır. Ayrıca çalışmada, önerilen algoritma için en verimli sınırı bulmayı hedeflemişlerdir. Cheong ve arkadaşları (Cheong vd., 2017), optimum portföy için yatırımcı bilgilerine dayalı genetik algoritma kullanan kümeleme tabanlı portföy şeması geliştirmişlerdir.

Karınca Koloni algoritması ve diğer optimizasyon algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilen çalışmalar Tablo 1'de verilmiştir.

**Tablo 1.** Gerçekleştirilen çalışmalar

Yıl	Yazar	Yöntem ve Bulgular
2020	Ameer Hamza Khan (Khan vd., 2020).	Çalışmada böcek anteni araştırma algoritması, genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve model arama yöntemleri kullanılarak karşılaştırmalı portföy analizi yapılmıştır. Böcek anteni araştırma algoritması diğer algoritmalarından altı kat daha hızlı sonuç verdiği görülmüştür.
2020	Masoud Rahiminezhad Galankashi (Galankashi vd., 2020).	Çalışmada Tahran Menkul Kıymetler Borsası'ndaki portföyleri seçmek için bulanık analitik ağ geliştirilmiştir. Çalışma da karar verme kriterleri gelir ve riskten farklı olarak karlılık, büyüme, pazar ve riskin portföy seçimin etkili olduğu söylenmiştir.
2020	Ewa POŚPIECH (Pośpiech, 2020).	Araştırmada çok kriterli yöntemler kullanılarak optimum portföyün bulunması amaçlanmıştır. Çalışmada 3 etkin portföy belirlenmiş ve sonuçlar WIG20 endeksinde temsil edilen portföylerle karşılaştırılmış. sonuç olarak önerilen yaklaşımla portföy seçerken piyasa portföyüne göre daha karlı olduğu aktarılmıştır.
2019	Bilian Chen (Chen vd., 2020).	Çalışmada Şangay Borsası'ndan elde edilmiş verilerle yatırımcıların karlı bir yatırım kararı verebilmek için hibrit algoritma geliştirilmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen algoritma sayesinde yüksek düzey momentli portföy seçim problemi çözülmeye çalışılmıştır.
2019	Mohuya B. Kar (Kar vd., 2019).	Çalışmada portföyün sharp oranı ve riske maruz değer oranı adı altında iki amaçlı bulanık portföy seçim modeli evrimsel algoritmalar kullanılarak önerilmiştir. Yazarlar Shenzen Menkul Kıymetler Borsası'ndan almış oldukları verileri hücrel genetik algoritma, arşiv tabanlı hibrit dapılım araması ve baskın olmayan genetik algoritması II gibi çok amaçlı genetik algoritmalar kullanarak optimum model oluşturmuşlar ve kullanılan bu algoritmaların karşılaştırmalı sonuçlarını aktarmışlardır.
2019	Burcu Adıgüzel Mercangöz (Mercangöz, 2019)	Araştırmada Borsa İstanbul'da işlem gören ulaştırma sektörü hisse senetleri için, sezgisel algoritmalarından parçacık sürü optimizasyonu (PSO) kullanılarak minimum risk taşıyan optimum portföyü oluşturmaktır. Çalışma sonucunda PSO yönteminin optimum sonuç verdiği görülmüştür.
2019	Muhammed Kabir Ahmed (Kabir Ahmed vd., 2019)	Çalışmada karınca koloni algoritması kullanarak hisse senedi piyasası tahmin edilmeye çalışılmıştır. Araştırmada karınca koloni algoritmasının fiyat momentum asilatörü, stokastik ve hareketli ortalama yaklaşımında daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre geliştirilen algoritma doğruluk, özgüllük ve duyarlılık kriterleri için daha iyi bir tahmin sunmuştur.

2018	Yuanyuan Zhang (Jing vd., 2018).	Yapılan bu çalışmada Harry Markowitz'in optimum portföy seçimi için ortalama varyans modelinin performansı, yazara göre belirlenen sınırlılıklar çerçevesinde incelenmiştir. Çalışma sonucunda optimum portföy seçilirken özellikle piyasa belirsizleri, eliptik dağılım ve yatırım farklılıkları dikkate alınması gerektiği vurgulanmıştır.
2017	Oğuzhan Ece ve Ahmet Serhat Uludağ (Ece & Uludag, 2017).	Çalışmada bulanık TOPSIS yöntemi ile Markowitz'in optimal seçim sonuçları karşılaştırılarak incelenmiştir. Çalışma sonucunda bulanık TOPSIS yöntemi ile optimum portföyün seçilebileceği ve sistemin anlamlı çıktılar sunduğu aktarılmıştır.
2016	Emre Yakut ve Ahmet Çankal (Yakut & Çankal, 2016).	Yazarlar Bist-30 da işlem gören firmaların 2004-2013 dönemleri arasındaki aylık kapanış fiyatlarını kullanarak Markowitz ortalama varyans modeli çok amaçlı genetik algoritmaları kullanarak optimum portföy seçimi yapmışlardır. Çalışmada firmalar 1'den 30'a kadar numaralandırılmış ve çalışma sonucunda genetik algoritma için 7 no'lu portföy, kuadratik hedef programlama için en iyi portföyün 4 no'lu portföy olduğu bulunmuştur.
2016	Mehmet Aksaraylı ve Osman Pala (Aksaraylı & Pala, 2016).	Çalışmada en iyi portföy seçimi için iki aşamalı çok amaçlı portföy seçim modeli önerilmiştir. Uygulamada açıklayıcı örnek vererek portföy performans ölçütlerine göre Pareto-optimum portföyler sıralanmıştır.

### 3. YÖNTEM ve MATERYAL

Bu çalışmada Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören Bist-30 şirketlerinin verileri kullanılmıştır. Bist-30 Endeksi Borsa İstanbul'da işlem gören işlem hacmi ve piyasa değeri en yüksek 30 şirketin hisse senetlerinin performansının ölçülmesiyle oluşan endekstir. Çalışmada Bist-30 şirketlerinin 2019 Eylül-2021 Ağustos tarihleri arasındaki aylık satış tutarları Borsa İstanbul adresinden alınmış olup geliştirilen karınca koloni algoritmasında kullanılmıştır. Yine bu şirketlerin isimleri gizlilik açısından verilmemiş, sistemde 1-30 arasında numaralandırılmıştır. Bu dönemlere ait 23 aylık veriler MATLAB platformu kullanılarak geliştirilen karınca koloni algoritması ile analiz ve optimize edilmiştir.

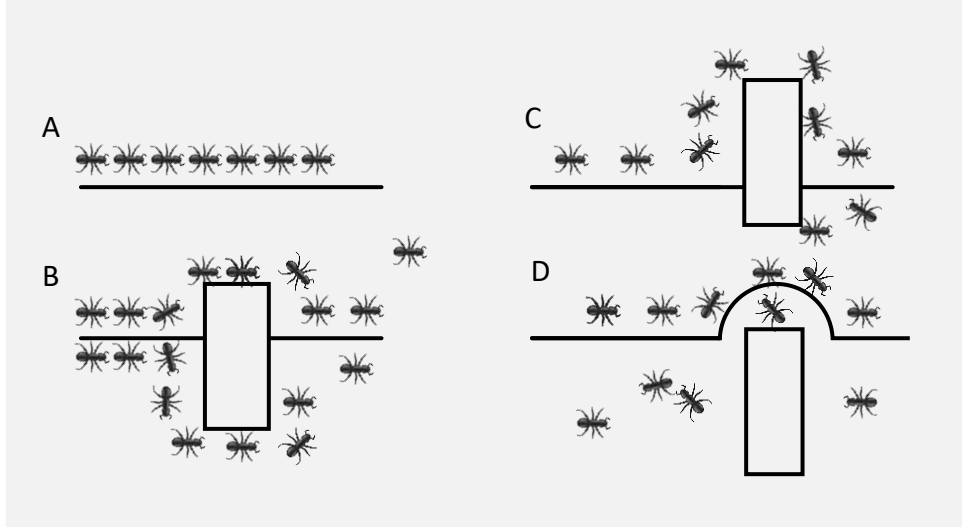
Gerçekleştirilen bu çalışmada optimum portföy seçimi için karınca koloni algoritması kullanılmıştır. Çalışma ile en fazla getiriye sahip menkul kıymetler hisselerinin kullanıcıların seçimine bırakılan risk değerlerine göre oluşturabileceği en iyi çözüm bulunmaya çalışılmıştır. Bu amaçla bir amaç fonksiyonu belirlenmiş olup sistem bu amaç fonksiyonuna göre çalıştırılmıştır. Çalışmanın bu bölümünde karınca koloni algoritmasının kısa anlatımına ve önerilen yöntem yer verilmiştir.

#### 3.1. Karınca Koloni Algoritması (KKA)

Karınca kolonisi algoritması ilk defa Marco Dorigo ve arkadaşları tarafından 1992 yılında ortaya konmuş karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilmiş meta-sezgisel algoritmadır (Fidanova, 2021). KKA'nun en önemli özelliği, karıncaların yiyeceklerine ulaşmak için izledikleri yol üzerine feromon maddesi bırakarak diğer karıncaların da bu yolu takip etmesi düşüncesine dayanır (Jing vd., 2018). Karıncalar eğer yolları üzerinde bir engel çıkarsa bu engeli aşmak için öncelikle rastgele yolları tercih ederler. Kısa yolu seçen karıncaların yuvaya daha çabuk ulaşacağı için yol üzerinde bırakacakları feromon maddesi daha kalıcı olacaktır. Böylelikle feromon maddesinin yoğun olan yolu tercih edecek olan karıncalar da yuvaya en kısa

sürede ulaşacaklardır. Yani görme duyuları çok gelişmemiş olan karıncalar yol tercihlerini feromon izlerine göre yapmaktadırlar. Aslında buna benzer yöntemler insanlar tarafından da kullanılmaktadır.

Karıncı Koloni Algoritması diğer algoritmalarda olduğu gibi farklı optimizasyon problemleri çözmek için kullanılır. Algoritmadaki karınca sistemindeki karıncalar doğal karıncalardan biraz daha farklıdır. Yapay karıncalardan oluşan KKA, yapay feromon izlerinin değişmesiyle sürekli tekrarlanan bir yapıya sahiptir. Şekil 1-a' da görüldüğü üzere (Katiyar vd., 2015) karıncalar yuva ve yiyeceği arasındaki yola feromon bırakarak ulaşırlar. Yuva ve yiyecek arasındaki engel bırakılan feromon izini bozar (b). Karıncalar bu engelin etrafından dolanarak iki farklı yol bulurlar (c). Daha kısa olan yol boyunca feromon miktarı ve karınca sayısı artar (d).



Şekil 1. Karıncaların Yuva ile Yiyecek Arasındaki En Kısa Yol Bulma Tekniği

Optimizasyon sürecinde karıncalar tarafından değiştirilen feromon izleriyle en kısa yolu bulabilmek için bilgiler oluşturmakta ve her turda bu bilgiler güncellenmektedir. Böylece kısa yolda olan feromon miktarları uzun yoldaki feromon miktarlarından daha fazla olmaktadır. Bunun için ilk olarak tüm yollardaki feromonlar belirlenen oranlarda buharlaştırılmaktadır (Katiyar vd., 2015). Daha sonra karıncaların geçtikleri yol üzerindeki feromon miktarları, o yolu kullanan karıncaların toplam yol uzunluğuyla ters orantılı şekilde artırılmaktadır. Kısa olan yolda biriken feromon miktarı uzun yollardakinden biraz daha fazladır. Böylece kısa yoldan geçen karınca sayısı nispeten uzun yoldan geçen karınca sayısından fazla olacaktır. Dolayısıyla herhangi iki nokta arasındaki yol üzerinde bulunan feromon miktarı, yolun uzunluğuyla ters orantılıdır. Karınca sayılarının artırılması problemlerin çözümünde iyileşmeye sebep olabilir fakat bu durum işlem sürelerinin uzamasına da yol açacaktır. Bu yüzden karınca sayısı problemin büyüklüğüne ve uygulama alanına göre değişiklik gösterecektir.

Karıncı Koloni Algoritmasında öncelikli hedef geçiş kuralı belirlemektir. Yani yol üzerinde engel olup olmadığını kontrol etmek gerekir (Series 2018). Bu yüzden iki tür geçiş kuralı belirlenir. Öncelikle  $q_0$  denilen feromon miktarının en yoğun olduğu yolun seçilmesidir.  $\tau(i, j)$  i ve j noktaları arasındaki feromon miktarı, seçilebilirlik parametresi  $\eta(i, j)$ , i ve j noktaları arasındaki mesafenin tersi ( $1/\delta(i, j)$ ),  $\alpha$  ve  $\beta$  ayarlanabilir parametreler olmak üzere, i noktasında bulunan bir karıncanın gideceği nokta aşağıdaki gibi seçilmektedir: Bu durumla ilgili matematiksel formül Denklem 1'de verilmiştir (Kumar & Mishra, 2017).

$$j = \max_{u \in J_k(i)} \left\{ \left[ \tau(i, u) \right]^\alpha \times \left[ \eta(i, u) \right]^\beta \right\} \quad \text{eğer } q \leq q_0 \quad (1)$$

İkinci geçiş kuralımız ise gidilmesi gereken yolları yollardaki feromon izleriyle orantılı olarak seçmektir. Bu Durumla ilgili matematiksel formül Denklem 2' de verilmiştir. Denklemdaki verilere göre feromon yoğunluklarının kıyaslanması söz konusudur (Lai vd., 2019).

$$p_k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, j)]^\alpha \times [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{u \in J_k(i)} [\tau(i, u)]^\alpha \times [\eta(i, u)]^\beta} & \text{eğer } j \in J_k(i) \\ 0 & \text{Diğer durumlarda} \end{cases} \quad (2)$$

Karınca Koloni Algoritması hesaplaması yapılırken öncelikli olarak karınca sayısının belirlenmesi gereklidir. Her karınca rastgele bir düğüme yerleştirilir ve bu düğümler tek tek ziyaret edilir. Şekil '2 de genel bir karınca koloni optimizasyonunun süreçleri gösterilmiştir (Ece & Uludag, 2017).



Şekil 2. Karınca Koloni Algoritması

Süreçteki adımları şöyle sıralanabilir:

- Adım 1: Yapay karıncalar için yollar üret
- Adım 2: Gidilecek yapay yolların uzunluğunu hesapla
- Adım 3: Olasılıkları hesapla feromon izlerini başlat
- Adım 4: Yapay yollar üzerindeki feromon maddesini güncelle
- Adım 5: En kısa yolu bul
- Adım 6: Maksimum iterasyon veya yeterli ölçüt sağlanıncaya kadar adımları tekrarla
- Adım 7: Son

### 3.2. Önerilen Yöntem

Çalışmada Bist-30 şirketlerinin Eylül 2019-Ağustos 2021 yıllarına ait satış verileri kullanılmıştır. Yatırımcıların en düşük riskle, alabileceği maksimum getiri sağlayan portföyün seçilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla karınca koloni optimizasyonu yöntemi kullanılmış ve optimum portföy seçimi sağlanmıştır. Önerilen yöntem için geliştirilen akış diyagramı Şekil 3’de verildiği gibidir.



Şekil 3. Önerilen yöntem akış diyagramı

Şekilden de görülebileceği üzere optimizasyon algoritmasının giriş parametreleri sırasıyla rastgele oluşturulan popülasyon, ağırlık değeri (6), getiri matrisi ve kovaryans matrisidir. Bu parametrelerden ağırlık değeri kullanıcı tanımlı olarak belirlenmektedir ve risk oranını göstermektedir. Uygulama kapsamında kullanılan getiri matrisi ise Denklem (3)’de gösterildiği şekilde hesaplanmaktadır.

$$get = \frac{\sum_{i=1}^{TA} \frac{PSD_i - PSD_{i+1}}{PSD_i}}{TA} \quad (3)$$

Denklem 1’de *get* getiri matrisini, *PSD* portföy satış değerini, *i* ilgili ayı ve *TA* toplam ay sayısını göstermektedir. Uygulama geliştirilirken toplam 23 aylık veri seti kullanıldığından *TA* değeri 23 olmaktadır. Denklemden de görülebileceği üzere mevcut ayın portföy satış değeri ve bir sonraki ayın portföy satış değeri arasındaki fark, mevcut ayın portföy satış değerine oranlanmaktadır. En son olarak ise bulunan bu oranların toplamı alınmakta ve toplam ay sayısına bölünerek ilgili portföy için ortalama getiri değeri hesaplanmaktadır.

Uygulama da getiri matrisi 30 hisse senedi için hesaplandıktan sonra kovaryans matrisi oluşturulmaktadır. Kovaryans matrisi oluşturulurken uygulanan işlemin matematiksel karşılığı Denklem 4’de sunulmaktadır.

$$kov(k, m) = (PSD_k - get_k) \times (PSD_m - get_m) \quad (4)$$

$$k, m = 1, 2, \dots, 30$$

Denklem 2’de kovaryans matrisini temsil etmektedir. Ayrıca *k* ve *m* indisleri ise numaralandırılmış portföyleri göstermektedir. Denklem 1 ve 2’de verilen matematiksel eşitlikler karınca koloni optimizasyonunda giriş parametresi olarak kullanılmaktadır. Ayrıca karınca koloni algoritmasında uygunluğu hesaplayabilmek için bir amaç fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu amaç fonksiyonunun detayı ise Denklem 5’de sunulmaktadır.

$$af = [(1 - 6) \times get] - [6 \times risk] \quad (5)$$

Denklem 3’de *af* uygunluk değerini, *6* ağırlık değerini, *get* getiri değerini ve *risk* ilgili hisse senedinin risk değerini göstermektedir. Denklem 3’de verilen risk değeri ise ilgili portföyün aylık ortalama varyansının ve bu değere bağlı olarak standart değerinin hesaplanmasıyla elde edilmektedir. Denklem 3’de verilen *af* ile temel amaç kullanıcının istediği maksimum getiriye karşılık alabileceği risk düzeyini belirlemektir. Böylelikle en yüksek getiri en düşük riskle seçilmiş olacak ve buna göre optimum portföy belirlenecektir.

Bu çalışmada Bist-30 Endeksi'nde işlem gören 30 şirketin verilerinden havuz oluşturulmuştur. Ayrıca Eylül 2019-Ağustos 2021 ayları arasını kapsayacak şekilde 23 aylık veri toplanmıştır. Bu kapsamda hesaplanan getiri, kovaryans ve risk matrislerinin boyutları Tablo 2'de verilmiştir.

**Tablo 2.** Uygulamada kullanılan parametreler

Parametre	Boyut
Portföy Satış Değerleri Matrisi	23 x30
Getiri	1 x 30
Risk	1 x 30
Kovaryans	30 x30

Uygulamanın ilk adımı olan rastgele popülasyon üretme sürecinde popülasyon boyutu 50 olarak belirlenmiş olup, numaralandırılmış hisse senetlerine rassal olarak [0,50] arasında değerler verilmiştir. Bu değerler kullanılarak kümülatif toplamlar hesaplanmış ve ilgili portföylerin ağırlıkları tespit edilmiştir. Daha sonra amaç fonksiyonu kullanılarak belirlenen 6 değerine göre rastgele üretilen popülasyonun uygunluk değerleri hesaplanmaktadır. Bu işlemin ardından ilgili popülasyonun olasılıkları hesaplanmakta ve feromon izleri başlatılmaktadır. Her iterasyon sonucunda feromon maddesi güncellenmekte ve en uygun portföy tespit edilmektedir. Uygulama her bir 6 değeri için 4500 iterasyon çalıştırılmış olup 6 değeri [0, 1] arasında 5 eşit parçaya bölünmüştür.

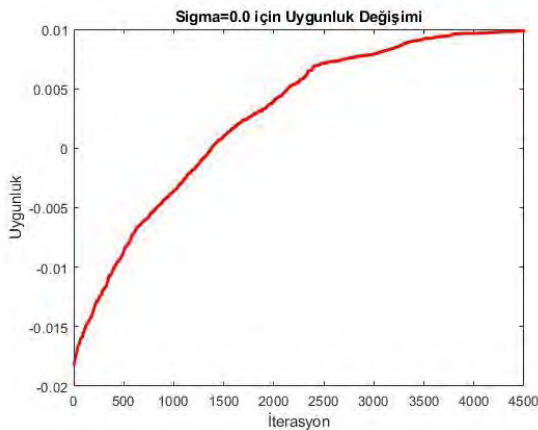
#### 4. BULGULAR

Çalışmada önerilen yaklaşım için  $\sigma=[0,1]$  aralığındaki değerlere bağlı olarak başlangıç ve sonuç uygunluk değerleri Tablo 3'de gösterildiği gibidir. Ayrıca yine tabloda her bir 6 değerleri için başlangıç ve sonucun uygunluk değerlerinin yüzdesel değişimleri de verilmiştir.

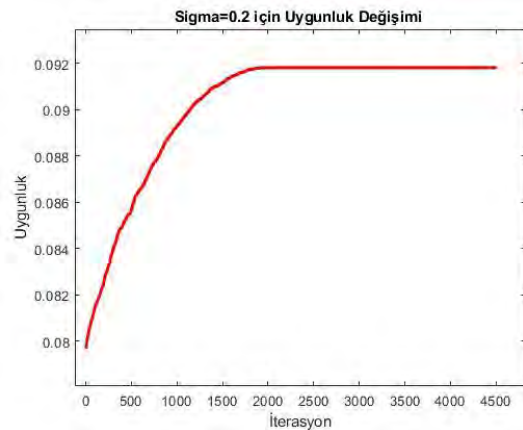
**Tablo 3.** Karınca Koloni Algoritması ile Uygunluk Değer Değişimi

Katsayılar	Başlangıç Uygunluk	Sonuç Uygunluk	Yüzde
$\sigma=0.0$	-0.0181	0.0099	154.6
$\sigma=0.2$	0.0797	0.0918	15.18
$\sigma=0.4$	0.1778	0.1846	3.82
$\sigma=0.6$	0.2776	0.2809	1.18
$\sigma=0.8$	0.3772	0.3796	0.63
$\sigma=1.0$	0.4767	0.4802	0.72

Tabloya göre geliştirilen karınca koloni algoritmasının uygunluk fonksiyonu üzerine etkisi anlamlı ve pozitif yönde olmuştur. Tablodaki yüzdesel değişimlere bakıldığında  $\sigma$  değerleri arttıkça yüzdesel değerler düşmektedir. En yüksek değişim ise  $\sigma=0.0$  değeri için olmuştur. Bu nokta başka bir deyişle alınan riskin minimum bununla beraber getirinin de maksimum olduğu noktadır. Tabloya göre  $\sigma=[0,1]$  aralığındaki uygunlukların grafiksel gösterimi ise Şekil 4'de verilmiştir.

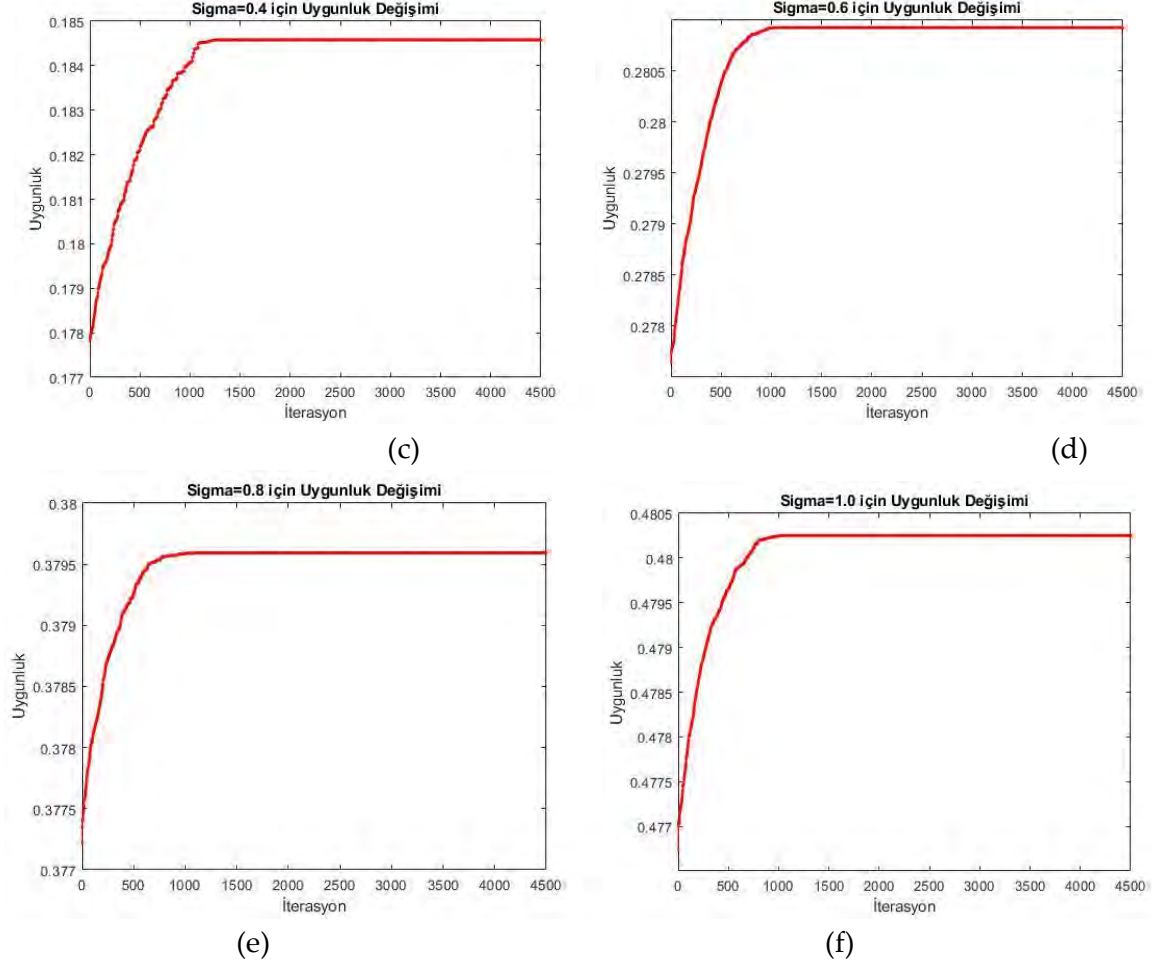


(a)



(b)





Şekil 4. Sigma [0,1] Aralığındaki Değişim

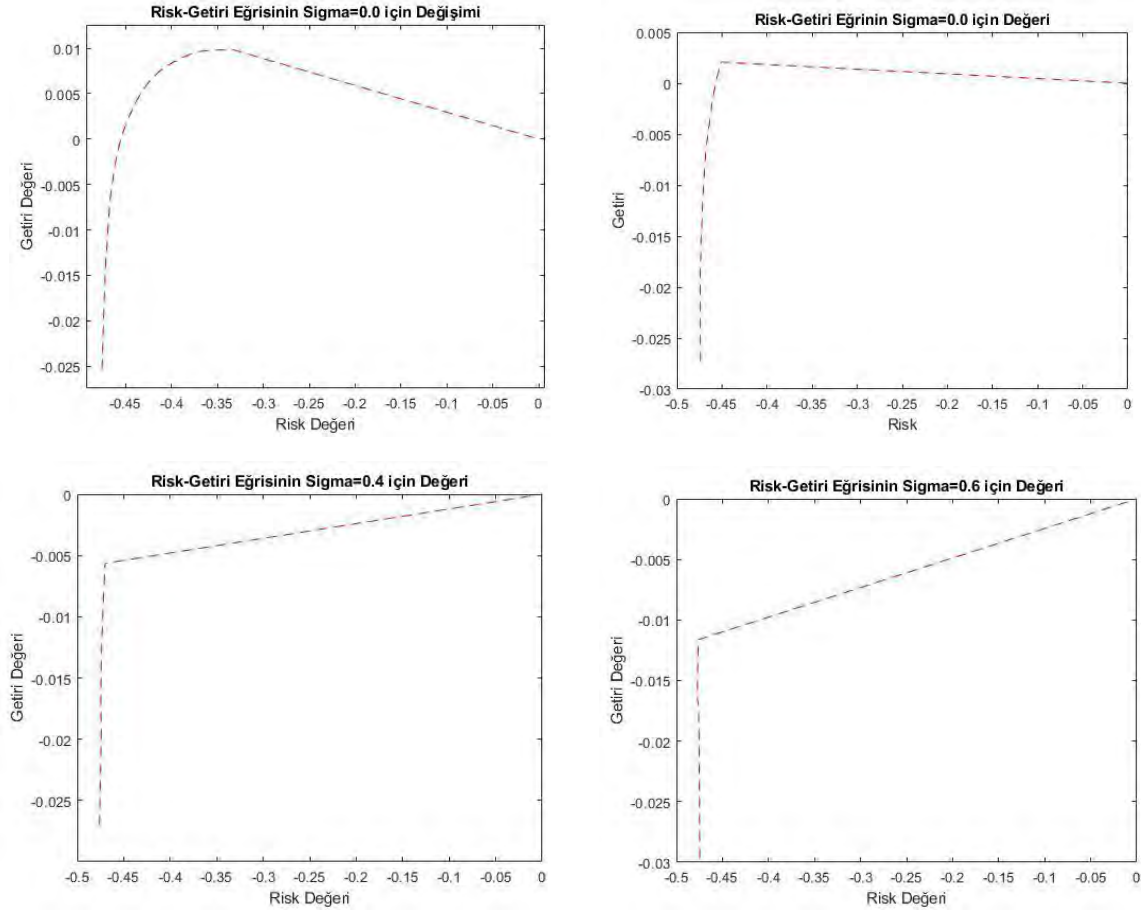
Geliştirilen sistem  $\beta=[0,1]$  aralığındaki tüm değerler için ayrı ayrı çalıştırılmış ve çıkan sonuca göre optimum portföy seçimi gerçekleştirilmiştir. Bu 6 değerleri için elde edilen portföy dağılımları ise Tablo 4’de verildiği gibidir.

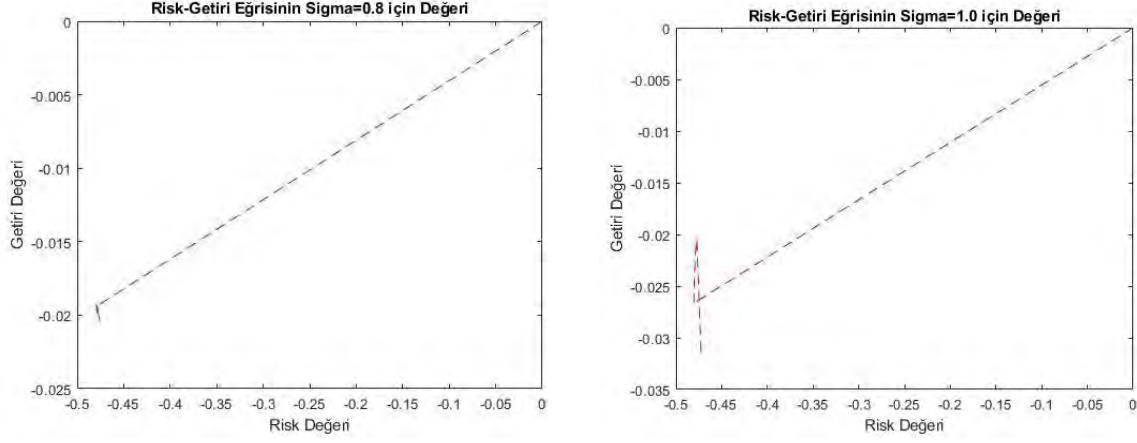
Tablo 4. Portföy Dağılımı

Menkul Kıymetler						
	$\beta=0.0$	$\beta=0.2$	$\beta=0.4$	$\beta=0.6$	$\beta=0.8$	$\beta=1.0$
1	6.976	11.851	7.475	5.421	4.088	3.215
2	-	-	1.162	2.771	3.249	3.429
3	-	-	2.990	3.614	3.668	3.536
4	-	0.246	3.488	3.975	3.878	3.751
5	-	-	1.328	2.891	3.354	3.536
6	-	-	2.491	3.253	3.249	3.215
7	-	-	-	1.084	2.620	3.429
8	-	-	-	1.084	2.725	3.536
9	-	5.679	5.149	4.337	3.668	3.215
10	-	-	-	-	0.524	3.108
11	14.728	11.604	7.308	5.421	4.192	3.322
12	-	7.654	5.813	4.698	3.878	3.322
13	-	1.728	3.654	3.734	3.459	3.215
14	-	-	2.823	3.493	3.459	3.322
15	-	-	2.491	3.373	3.459	3.429

16	-	-	-	-	1.781	2.893
17	-	-	0.830	2.530	3.039	3.322
18	-	-	1.328	2.409	2.620	2.679
19	-	3.950	4.485	4.096	3.668	3.322
20	-	-	-	-	2.306	3.858
21	-	-	1.328	2.771	3.249	3.429
22	-	3.950	4.485	4.096	3.668	3.215
23	-	2.963	4.318	4.216	3.878	3.536
24	-	5.185	4.983	4.337	3.668	3.215
25	-	9.135	6.478	5.060	3.983	3.322
26	-	3.209	4.318	4.096	3.668	3.322
27	38.759	12.345	7.641	5.542	4.192	3.215
28	-	-	7.641	5.542	4.192	3.322
29	-	-	-	1.325	2.725	3.536
30	41.775	8.148	5.980	4.819	3.878	3.215

Tabloda görüldüğü üzere risk katsayısı yani  $\sigma=0.0$  iken optimum portföyün 4 farklı hisseden oluştuğu ön görülmektedir. Yine Tabloya göre  $\sigma=0.2$  için sistem optimum portföyün 14 hisseden oluşması beklenmektedir. Alınan risk katsayısı yükseldikçe seçilmesi gereken portföy seçiminin arttığı görülmektedir. Bu durum aslında risk katsayısı arttıkça geliştirilen algoritmasının performansının düştüğünü göstermektedir. Ayrıca yine tespit edilen portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının portföydeki toplam hisse senetleri ağırlıklarına oranları da Tablo 4’de gösterilmiştir. Bu sonuçlara göre karınca koloni algoritması ile portföy seçimi için büyük ölçüde değişimler yaşanmış ve bu değişimlere bağlı olarak risk ve getiri eğrisinde değişimler gözlemlenmiştir. Şekil 6’da ise risk-getiri eğrilerinin başlangıç ve sonuç durumları ve buna bağlı olarak değerlerin değişimi gösterilmektedir.





Şekil 6. 6=[0,1] Araladığındaki Risk-Getiri Eğrileri

## 5. SONUÇ ve TARTIŞMA

Çalışmada gerçekleştirilen karınca koloni algoritması ile optimum portföy seçimi işlemi sonuçlardan da görüleceği üzere risk getiri oranı göz önünde bulundurularak verilmiştir. Özellikle geliştirilen algoritmada risk katsayısı 0.2 olduğu durumda sistem etkili ve verimli sonuçlar vermiştir. Bu durumda, sistem kullanıcının alabileceği [0,1] aralığındaki risk katsayılarına göre ayrı ayrı alacağı değerler simüle edilmiş olup kullanıcının isteğine bırakılmıştır. Sistem kullanıcının minimum risk maksimum getiri alması durumunda yaklaşık olarak %160 performans artışı sağlarken tam tersi durumda ise yaklaşık %10 oranında performans sağlamaktadır. Deng & Lin, (2010) yapmış oldukları çalışmada, karınca koloni algoritmasının optimum portföy seçiminde düşük riskli yatırımlar için çok daha verimli sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir. Çalışmada ise en etkili ve verimli sonuç riskin düşük olduğu durumda ortaya çıkmıştır. Sonuç olarak karınca koloni algoritmasının, portföy optimizasyonu çalışmalarında kullanılabileceğini göstermiştir. Bu amaçlar doğrultusunda çalışmanın genişletilebilmesi için bundan sonraki çalışmalarda daha çok veri ile BIST 100 endeksi içerisinde yer alan hisse senetlerini dahil ederek parçacık sürü optimizasyonu, yapay sinir ağları gibi farklı portföy optimizasyon modelleri kullanarak çalışmalar yapılabilir

## KAYNAKLAR

- Abolmaali, S., & Roodposhti, F. R. 2018. *Portfolio Optimization Using Ant Colony Method a Case Study on Tehran Stock Exchange*, (8:1), pp. 96–108.
- Aksarayli, M., & Pala, O. (2016.). *A Hybrid Multi-Objective Optimization Approach For*, pp. 447–463.
- Baygin, M., & Zeren, F. 2015. *Optimal Portfolio Selection with Genetic Algorithm : An Example of BIST-30 Genetik Algoritmalar Ile Optimal Portföy Seçimi : B İ ST-30 Örne ğ i Optimal Portfolio Selection with Genetic Algorithm : An Example of BIST-30 Feyyaz ZEREN*, (February 2017). (<https://doi.org/10.20491/isader.2015115764>).
- Chen, B., Zhong, J., & Chen, Y. 2020. "A Hybrid Approach for Portfolio Selection with Higher-Order Moments: Empirical Evidence from Shanghai Stock Exchange," *Expert Systems with Applications* (145), Elsevier Ltd. (<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.113104>).
- Cheong, D., Kim, Y. M., Byun, H. W., Oh, K. J., & Kim, T. Y. (2017). Using genetic algorithm to support clustering-based portfolio optimization by investor information. *Applied Soft Computing*, 61, 593–602. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.08.042>
- Deng, G.-F., & Lin, W.-T. (2010). *Ant Colony Optimization for Markowitz Mean-Variance Portfolio Model. Lecture Notes in Computer Science*, 238–245.
- Deng, W., Zhao, H., Zou, L., Li, G., Yang, X., & Wu, D. 2017. "A Novel Collaborative Optimization Algorithm in Solving Complex Optimization Problems," *Soft Computing* (21:15), Springer Berlin Heidelberg, pp. 4387–4398. (<https://doi.org/10.1007/s00500-016-2071-8>).
- Ece, O., & Uludag, A. S. 2017. "Applicability of Fuzzy TOPSIS Method in Optimal Portfolio Selection and an Application in BIST," *International Journal of Economics and Finance* (9:10), p. 107. (<https://doi.org/10.5539/ijef.v9n10p107>).

- Fidanova, S. 2021. "Ant Colony Optimization," *Studies in Computational Intelligence* (947:November), pp. 3–8. ([https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-030-67380-2_2)).
- Galankashi, M. R., Rafiei, F. M., & Ghezelbash, M. 2020. *Portfolio Selection : A Fuzzy-ANP Approach*, (Vol. 4), Financial Innovation.
- Jing, L., Zhuo-Qun, Z., Li-Li, Z., & Kang-Jie, S. 2018. "Multi-Objective Ant Colony Optimization Algorithm Based on Discrete Variables," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (189:4). (<https://doi.org/10.1088/1755-1315/189/4/042031>).
- Kabir Ahmed, M., Maksha Wajiga, G., Vachaku Blamah, N., & Modi, B. 2019. "Stock Market Forecasting Using Ant Colony Optimization Based Algorithm," *American Journal of Mathematical and Computer Modelling* (4:3), p. 52. (<https://doi.org/10.11648/j.ajmcm.20190403.11>).
- Kar, M. B., Kar, S., Guo, S., Li, X., & Majumder, S. 2019. "A New Bi-Objective Fuzzy Portfolio Selection Model and Its Solution through Evolutionary Algorithms," *Soft Computing* (23:12), Springer Berlin Heidelberg, pp. 4367–4381. (<https://doi.org/10.1007/s00500-018-3094-0>).
- Katiyar, S., Ansari, A. Q., & Ids, E. 2015. *Ant Colony Optimization : A Tutorial Review Ant Colony Optimization : A Tutorial Review Department of Electrical Engineering Corresponding Author : ( Email : Aqansari@ieee.Org )*, (August).
- Khan, A. H., Cao, X., Katsikis, V. N., Stanimirovic, P., Brajevic, I., Li, S., Kadry, S., & Nam, Y. 2020. "Optimal Portfolio Management for Engineering Problems Using Nonconvex Cardinality Constraint: A Computing Perspective," *IEEE Access* (8), pp. 57437–57450. (<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2982195>).
- Kumar, D., & Mishra, K. K. 2017. "Portfolio Optimization Using Novel Co-Variance Guided Artificial Bee Colony Algorithm," *Swarm and Evolutionary Computation* (33:April 2016), Elsevier B.V., pp. 119–130. (<https://doi.org/10.1016/j.swevo.2016.11.003>).
- Lai, K. H., Siow, W. J., Kaw, A. A. B. M. N., Ong, P., & Zainuddin, Z. 2019. "Portfolio Optimization Using Genetic Algorithm and Harmony Search Algorithm with Varying Operators and Parameter Values," *AIP Conference Proceedings* (2184:August 2020). (<https://doi.org/10.1063/1.5136493>).
- Mahi, M., Baykan, Ö. K., & Kodaz, H. 2015. "A New Hybrid Method Based on Particle Swarm Optimization, Ant Colony Optimization and 3-Opt Algorithms for Traveling Salesman Problem," *Applied Soft Computing Journal* (30), Elsevier B.V., pp. 484–490. (<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.01.068>).
- Mercangoz, B. A. 2019. "Particle Swarm Algorithm: An Application on Portfolio Optimization," *Metaheuristic Approaches to Portfolio Optimization*, pp. 27–59. (<https://doi.org/10.4018/978-1-5225-8103-1.ch002>).
- Pośpiech, E. 2020. *THE MULTI-CRITERIA FUZZY APPROACH TO BUILDING*, (144).
- Rahimi, M., Kumar, P., & Yari, G. (2017). Pak. J. Statist. 2017 Vol. 33 (6), 441-448 Portfolio Selection Using Ant Colony Algorithm And Entropy Optimization. *Pak. J. Statist*, 33(6), 441-448.
- Rahmani, M., & Eraqi, M. K., (2019). "Portfolio Optimization by Means of Meta Heuristic Algorithms," ... in *Mathematical Finance ...* (4:4), pp. 83–97. (<https://doi.org/10.22034/amfa.2019.579510.1144>).
- Series, C. 2018. *Ant Colony Algorithm for Clustering in Portfolio Optimization*.
- Varghese, J., & Joseph, A. (2018). A Comparative Study on Markowitz MeanVariance Model and Sharpe's Single Index Model in the Context of Portfolio Investment . *PESQUISA* , 3(2), 36-41.
- Yakut, E., & Çankal, A. 2016. "Çok Amaçlı Genetik Algoritma ve Hedef Programlama Metotlarını Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: BIST-30'da Bir Uygulama," *Business and Economics Research Journal* (7:2), p. 43.