Doğuş Üniversitesi Dergisi, 16 (1) 2015, 25-33

İMKB 30 İNDEKSİNİ OLUŞTURAN HİSSE SENETLERİ İÇİN PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU YÖNTEMLERİNE DAYALI PORTFÖY OPTİMİZASYONU

PARTICLE SWARM OPTIMIZATION METHODS BASED ON PORTFOLIO OPTIMIZATION FOR IMKB 30 STOCK SHARES

Azize Zehra ÇELENLİ[1], Erol EĞRİOĞLU[2], Burçin Şeyda ÇORBA[3]

[1] *Ondokuz Mayıs Üniveristesi, Çarşamba Ticaret Borsası Meslek yüksekokulu, Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü*

[2] *Marmara Üniveristesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü*

[3] *Ondokuz Mayıs Üniveristesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü*

[1]*azizezehracelenli@gmail.com*, [2] *erole@omu.edu.tr*, [3] *burcinseydaozler@windowslive.com*

ÖZET: 1950 yılına kadar menkul kıymet çeşidi arttıkça portföy riskinin azalacağı savunulmaktadır. Getirisi yüksek olan menkul kıymetlere yatırım yapılmasını öneren geleneksel portföy teorisi, ortalama varyans modelinin geliştirilmesi ve böylece modern portföy teorisinin temellerinin ortaya atılması ile terk edilmiştir. Ortalama varyans modeli matematiksel programlama yöntemleri ile çözümlenmektedir. Son yıllarda portföy optimizasyonunda, yapay zeka yöntemleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada klasik ve garanti yakınsamalı parçacık sürü optimizasyonu yöntemleri İMKB 30 indeksini oluşturan hisse senetlerinden oluşacak portföy optimizasyonu için uygulanmış ve elde edilen sonuçlar matematiksel programlamadan elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Portföy Optimizasyonu; Parçacık Sürü Optimizasyonu; Ortalama Varyans Modeli

ABSTRACT: *It had been asserted that the more kind of instruments meant the less risk of portfolio until 1950. Conventional portfolio theory that proposed to invest for instruments was given up after mean- variance model was proposed and modern portfolio theory was established. The mathematical programming techniques are used to solve mean-variance model. In recent years, artificial intelligence methods have been employed for portfolio optimization. In this study, standard and guaranteed convergence particle swarm optimization methods have been applied to optimize the portfolio that contains IMKB 30 stock shares. The results are compared to the other results that are obtained through mathematical programming.*

Keywords: *Portfolio Optimization; Particle Swarm Optimization; Mean-Variance Model*

JEL Classification: *C61; C63; G11*

1. Giriş

Son yıllarda finans piyasasının da gelişmesiyle portföy optimizasyonu uygulamacılar ve araştırmacılar tarafından en çok çalışılan konulardan biri olmuştur. Portföy optimizasyonu yatırımlarımızı optimum şekilde yapmamızı yani minimum risk ve maksimum getirileri elde etmemizi amaçlar. Optimum portföyün kurulmasının birden fazla yöntemi vardır. Optimal portföyün oluşturulmasında yatırımcılara yardımcı olmayı hedefleyen geleneksel portföy teorisi ve modern portföy teorisi olmak üzere iki temel yaklaşım geliştirilmiştir. 1950 yılına kadar geleneksel portföy teorisi menkul kıymet çeşidi artıkça portföy riskinin azalacağını ve getirisi yüksek olan menkul kıymetlere yatırım yapılmasını önerirken, 1950'li yılların başında Harry Markowitz tarafından geliştirilen modern portföy teorisi ve ortalama varyans modeli ile araştırmacılar geleneksel portföy teorisini terk etmişlerdir. Markowitz yatırımcıların kendilerine uygun optimum portföyleri belirli bir beklenen getiri düzeyinde riski minimum ve belirli bir risk düzeyinde getirisi maksimum olan portföyler arasından seçmeleri gerektiğini ileri sürmüştür. Bu modelden farklı olarak Konno ve Yamazaki (1991) tarafından tanıtılan MAD (Mean Absolute Deviation) modelini önermiş ve bu modelde mutlak sapma riskin ölçüsü olarak kullanılmıştır.

Analitik metotların kullanılması, hesaplama zamanının uzun olması ve parametre tahmininde kısıtlı karar vermek zordur ve bu nedenle araştırmacılar ve uygulamacılar analitik metotların sorunlarını içermeyen sezgisel teknikleri kullanmışlardır. Oh ve ark. (2005), Yang (2006) portföy optimizasyonunu genetik algoritma ile çözümlemiştir. Chang ve ark. (2000) genetik algoritma, tabu arama ve tavlama benzetimi gibi sezgisel yaklaşımları kullanmışlardır. Crama ve ark. (2003), Derigs ve Nickel (2004) portföy optimizasyon probleminde tavlama benzetimi kullanmışlardır. Doerner ve ark. (2004) portföy seçim probleminde Pareto karınca koloni optimizasyonunu kullanmış ve meta-sezgisel tekniklerle karşılaştırmışlardır. Fernandez ve Gomez (2007) portföy optimizasyon problemini yapay sinir ağı kullanarak çözümlemişlerdir. Chen ve ark. (2006), Cura (2009) ve Zhu ve ark. (2011) portföy optimizasyon problemini parçacık sürü optimizasyonu ile çözümlemiştir.

Literatürde portföy optimizasyonuna parçacık sürü yaklaşımı kullanılmasına rağmen garanti yakınsamalı parçası sürü optimizasyonu kullanılmamıştır. Bu çalışmada İMKB 30 indeksine ait hisse senetlerinin günlük getiri oranları kullanılarak standart parçacık sürü optimizasyonu, garanti yakınsamalı parçacık sürü optimizasyonu ve matematiksel programlama yöntemleri kullanılarak portföyler elde edilmiştir. Uygulanılan optimizasyon yöntemlerinden elde edilen portföyler, performans ölçütü olan Sharpe Oranı ile karşılaştırılmıştır.

Çalışmanın 2. bölümünde ortalama varyans modeli ve 3. bölümünde parçacık sürü optimizasyon yöntemleri kısaca anlatılmıştır. 4. bölümde parçacık sürü optimizasyonu yöntemlerine dayalı portföy optimizasyon modeli tanıtılmıştır. 5. Bölümde tanıtılan bu modeller İMKB 30 indeksini oluşturan hisse senetlerinden oluşan portföyle elde edilmiştir. 6. Bölüm de elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış ve tartışılmıştır.

2. Ortalama Varyans Modeli

Modern portföy teorisi, 1950'li yılların başına kadar portföyde yer alan menkul kıymetlerin birbirleriyle olan ilişkilerini dikkate alınmazken, modern portföy teorisi ile portföyü oluşturan menkul kıymetlerin birbirleriyle olan ilişkilerini de göz önünde koymuştur. Modern portföy teorisi, sadece portföydeki menkul kıymet sayılarının artırılmasıyla riskin dağıtılamayacağını, portföyü oluşturan menkul kıymet getirilerinin de, risk dağıtımında son derece önemli olduğunu göstermiştir. Yatırımcıya fayda sağlaması amacıyla belli bir risk seviyesinde en yüksek getiriye sahip ya da belirli bir getiri düzeyinde en düşük riske sahip portföyler oluşturulması için bir model kurulmuştur. Bu model şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$Min \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_i w_j \sigma_{ij} \tag{2.1}$$

Kısıtlar: $\sum_{i=1}^{N} w_i r_i = R^*$, $\sum_{i=1}^{N} w_i = 1$, $0 \leq w_i \leq 1 \;\; i = 1, \ldots, N$

Burada N farklı kıymetlerin sayısı, σ_{ij}: i. ve j. kıymetler arasındaki kovaryans, w_i : her bir kıymetin portföydeki ağırlığı, r_i: i. kıymetin ortalama getirisi ve R^* : portföyün ortalama getirisi olmaktadır.

3. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Yöntemleri

3.1. Klasik PSO Yöntemi

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) Kennedy ve Eberhart (1995) çalışmasında, kuş ve benzeri cisimlerin sosyal davranışlarını tanımlamak amacıyla önerilen, popülasyon temelli sezgisel bir optimizasyon yöntemidir. PSO, kuş ya da balık sürülerinin yiyecek arayışlarından ya da belli bir yere giderken sürü psikolojisindeki iletişimlerinden doğmuştur. Kuşların çevrelerinde yiyecek arayışları bir probleme çözüm aramaya benzetilebilir. Yiyeceğin nerede olduğunu bilmeyen sürüdeki kuşlar eş zamanlı olarak arama bölgesine dağılırlar, daha sonra tekrar eş zamanlı olarak bir araya gelir ve yiyeceğin nerede olduğu konusunda bilgi paylaşımı yaparlar. Bu paylaşımda hangi kuşun yiyeceğe daha yakın olduğu bilinir ve kuş sürüsü de yiyeceğe en yakın olan bu kuşu takip eder. Kuşların bu davranışı gözlemlenebilir bir özelliktir.

Sürüdeki her kuş bir çözümü ifade eder. O halde PSO' nun genel amacı, sürüdeki kuşlar ya da çözümler arasındaki sosyal bilgi paylaşımını geliştirmektir. Sürüdeki her kuşa parçacık ve bu parçacıklardan oluşan topluluğa (kuş sürülerine) da sürü adı verilmektedir. PSO' da yiyecek arama işlemi, sürüdeki kuşlar ya da parçacıklar tarafından yapılır. Parçacık olarak adlandırdığımız her bir çözüm, her birim hareketinin sonunda bulunduğu koordinatları bir fonksiyona gönderir. Bu fonksiyona uygunluk fonksiyonu denir. Böylece parçacığın uygunluk fonksiyonu ya da uygunluk değeri ölçülmüş olur. Bir parçacık, uygunluk değerini, bu değerde elde ettiği koordinatları, her birim hareketteki hızını ve yönünü hafızasında tutmalıdır. Başka bir ifadeyle, uzayda yiyecek arayışı içinde geldiği en iyi (en yakın) uygunluk değeri ve bu değerin elde edildiği pozisyonlar bize çözümü verecektir. Parçacık, sadece kendisiyle olan en iyi koordinatları değil, aynı zamanda komşularının da sahip olduğu en iyi koordinatları optimum çözüme ulaşmak için kullanır. Parçacığın her iterasyonunda, hangi yönde ve ne kadar hızla hareket edeceğini, komşularının (diğer parçacıkların) en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının birleşimi belirleyecektir. Parçacık optimum çözüme yaklaşırken, bir sonraki adımını hem kendisinin hem de sürünün en iyi uygunluk değerine ve pozisyonuna göre ayarlar. Parçacıklar, ilk pozisyonlarını rastgele belirler. Daha sonra adım adım hareket ederek optimum çözüme ulaşmak için çözüm ararlar. Sürüdeki her parçacık, optimum çözüme ulaşmak ister. Optimum sonuca doğru yapılan her harekette, sürü içerisindeki en iyi uygunluk değerini veren parçacık dikkate alınır. Bu şekilde iterasyonlar ilerleyerek, sürü içerisindeki parçacıklardan en az birinin optimum çözüme ulaşılması beklenir.

PSO algoritmasında her bir çözüm, arama uzayında parçacık olarak ifade edilir. Her bir parçacık pozisyona, hıza ve uygunluk değerine sahiptir. Parçacıklar kendi en iyi pozisyonunu ve sürünün en iyi pozisyonunu hafızada tutarlar. Parçacıkların hareketi o andaki hızlarına bağlıdır ve hız değişimi aşağıda verilmiştir.

$$v_{ij}^{k+1} = w * v_{ij}^{k} + c_1 r_1^k \left[pbest_{ij}^k - x_{ij}^k\right] + c_2 r_2^k \left[gbest_j^k - x_{ij}^k\right] \tag{3.1}$$

$$x_{ij}^{k} = x_{ij}^{k} + v_{ij}^{k+1} \tag{3.2}$$

Burada Eylemsizlik ağırlığı w olup, hız vektörünün mevcut hız vektörü içindeki etkisini kontrol eden parametredir. c_1 ve c_2 sosyal ve bilişsel katsayılardır, r_1 ve r_2 (0,1) aralığında seçilen rassal sayılardır. v_{ij}^{k+1} , (k+1) iterasyondaki j. boyutta, i. parçacığın hızı, v_{ij}^{k} , k. iterasyonda, j. boyuttaki i. parçacığın hızı, x_{ij}^{k}, k. İterasyonda, j. boyuttaki i. parçacığın pozisyonu, $pbest_{ij}^{k}$, k. İterasyondaki j. boyutta i. parçacığın en iyi pozisyonları, $gbest_j^k$, k iterasyondaki j. boyutta en iyi konuma sahip parçacığın pozisyonudur. Son olarak i. parçacığın yeni pozisyonu (3.2) formülü ile hesaplanır.

3.2. Garanti Yakınsamalı PSO (GYPSO)Yöntemi

Van Der Bergh ve Engelbretch (2002) çalışmasında (3.1) formülünün en iyi parçacık ile kullanıldığında, parçacığın hızının hesaplanmak için kullanılan formülde, son iki teriminin sıfır olduğunu ve ağırlık değişiminin sadece eylemsizlik ağırlığına bağlı olarak ($v_{ij}^{k} = w * v_{ij}^{k}$) değiştiğini ortaya koymuştur. Bu problemi gidermek için Van Der Bergh ve Engelbretch, en iyi parçacığın hız ve pozisyon güncellenmesinde aşağıdaki formülün kullanımını önermiştir.

$$v_{ij}^{k} = w * v_{ij}^{k} - x_{ij}^{k} + gbest_j + \rho(k) * r_3 \tag{3.3}$$

Burada r_3, (0,1) düzgün dağılımından üretilen rassal sayıdır. $\rho(k+1)$ ise (3.4) eşitliğine göre her iterasyonda hesaplanır.

$$\rho(k+1) = \begin{Bmatrix} 2\rho(k), S_n > S_c \\ 0{,}5\rho(k),\ f_n > f_c \\ \rho(k), aksi\ halde \end{Bmatrix} \tag{3.4}$$

Bu formülde $\rho(0) = 1$ olmakta, S_n başarı sayısı, f_n başarısızlık sayısı ve S_c başarı sayısı için, f_c ise başarısızlık sayısı için üst limittir. Eğer en iyi parçacığın numarası değişmeden, iyileşme sağlar ise başarı sayısı artırılır ve başarısızlık sayısı sıfırlanır. İyileşme sağlanmadı ise başarısızlık sayısı artırılır ve başarı sayısı sıfırlanır. Eğer gbest farklı bir parçacık numarası alırsa, hem başarı hem de başarısızlık sayısı sıfırlanır. Bu hesaplama ile parçacığın önce hız değeri sonra hıza bağlı olarak pozisyon değeri hesaplanır.

4. PSO Yöntemlerine Dayalı Portföy Optimizasyonu

Portföy optimizasyonunda ortalama varyans modeli kullanıldığında, karesel programlama ile çözüm elde edilir. Ortalama varyans modeli yerine Sharpe oranının optimize edildiği bir modelin portföy optimizasyonunda kullanılması da mümkündür.

William Sharpe (1961) tarafından geliştirilen Sharpe Performans Ölçütü modeli günümüzde de yaygın olarak kullanılan bir portföy performans ölçüsüdür. Sharpe oranı, bir birim standart sapma karşılığında sağlanan ek getiriyi ölçmektedir. Sharpe performans ölçüsü portföyün toplam riskini dikkate alarak, bu riske karşı yatırımcının risksiz faiz oranı üzerinden talep ettikleri ek getiriyi gösterir. Sharpe performans ölçütü aşağıda verilen formül ile hesaplanır.

$$S_p = \frac{E(R_p)-R_f}{\sigma_p} \tag{4.1}$$

Bu formülde $E(R_p)$ portföyün getirisi, R_f risksiz faiz oranı, σ_p portföyün standart sapmasıdır. Getiri ve standart sapma $E(R_p) = \sum_{i=1}^{N} w_i r_i$, $\sigma_p = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w w_j \sigma_{ij}$ formülleri ile hesaplanmaktadır. Burada w_i'ler ise hisse senetlerinin portföy içindeki ağırlıklarını göstermektedir. Sharpe performans ölçütüne dayalı olarak portföy optimizasyonunda Sharpe modeli kullanılmaktadır. Bu model, kısıtları ile birlikte aşağıdaki verilmiştir.

$$max \frac{\sum_{i=1}^{N} w_i r_i - R_f}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_i w_j \sigma_{ij}} \tag{4.2}$$

Kısıtlar : $\sum_{i=1}^{N} w_i$, $0 \le w_i \le 1$ $i = 1, \dots, N$

(4.2) modelinin çözümlenmesinde matematiksel programlama yöntemlerinin kullanımı (2.1) modelindeki gibi kolay değildir. PSO yönteminde amaç fonksiyonunun karesel olup olmamasının önemi olmadığı için (4.2) modelinin PSO ile çözümü kolaydır. Aşağıda (4.2) modelinin farklı PSO yöntemleri ile çözümü için genel bir algoritma verilmiştir.

Algoritma. Portföy Optimizasyonu için PSO Algoritması

Adım 1. Parçacıkların başlangıç hız ve pozisyon vektörleri rastgele üretilir. Hız vektörünün başlangıç değerleri (0,1) parametreli düzgün dağılımdan, pozisyonların başlangıç değerleri hisse senetlerinin portföydeki ağırlıklarını göstereceğinden yine (0,1) parametreli düzgün dağılımdan üretilir. Parçacığın pozisyonları ağırlıkları gösterdiğinden, toplamları 1 olacak şekilde aşağıdaki formül ile düzeltilir.

$$x_{ij}^{*} = \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^{N} x_{ij}} \; ; i = 1,2,..,ps \tag{4.3}$$

Parçacık sayısı ps olarak tanımlanmıştır.

Adım 2. Uygunluk değerleri hesaplanır. Uygunluk fonksiyonu (4.2)'de formülü verilen amaç fonksiyonu yani Sharpe oranıdır.

Adım 3. pbest ve gbest güncellenir. Eğer gbest'in uyguluk değeri belirli bir (ε) değerinin altındaysa ya da maksimum iterasyon sayısına ulaşılmış ise işlemler durdurulur. Aksi halde Adım 4'e geçilir.

Adım 4. Pozisyonların hız değerleri, pozisyonlar güncellenir, (4.2) formülü ile düzeltme işlemi uygulanır ve Adım 2'ye geri dönülür. Güncelleme de standart PSO yönteminde (3.1) ve (3.2) formülleri kullanılır. GYPSO yönteminde ise (3.1), (3.2), (3.3) ve (3.4) formülleri kullanılır.

5. İMKB-30 Hisse senetleri ile Portföy Optimizasyonu Uygulaması

Uygulama için İMKB 30 indeksinde işlem gören 30 adet hisse senedinin 04.03.2011 ile 22.02.2013 tarihleri arasında günlük getiri oranları kullanılmıştır. Uygulamada kullanılan hisse senetlerinin listesi aşağıda verilmiştir.

Tablo 1. İMKB-30 Hisse Senetleri

Sıra	Hisse Senetleri Adı	Kod	Sıra	Hisse Senetleri	Kod
1	AKBANK	AKBNK	16	KOZA MADENCİLİK	KOZAA
2	ARÇELİK	ARCLK	17	KOZA ALTIN	KOZAL
3	ASELSAN	ASELS	18	KARDEMİR D	KRDMD
4	ASYA KATILIM B.	ASYAB	19	MİGROS	MGROS
5	BİM MAĞAZALARI	BIMAS	20	PETKİM	PETKM
6	DOĞAN HOLDİNG	DOHOL	21	SABANCI HOLDİNG	SAHOL
7	EMLAK KONUT GMYO	EKGYO	22	ŞİŞE CAM	SISE
8	ENKA İNŞAAT	ENKAI	23	TURKCELL	TCELL
9	EREĞLİ DEMİR ÇELİK	EREGL	24	TÜRK HAVA YOLLAR	THYAO
10	GARANTİ B.	GARAN	25	TOFAŞ	TOASO
11	HALK B.	HALKB	26	TÜRK TELEKOM	TTKOM
12	İHLAS HOLDİNG	IHLAS	27	TÜRK TRAKTÖR	TTRAK
13	IPEK DOĞAL ENERJİ	IPEKE	28	TÜPRAŞ	TUPRS
14	İŞ BANKASI	ISCTR	29	VAKIFBANK	VAKBN
15	KOÇ HOLDİNG	KCHOL	30	YAPI KREDİ B.	YKBNK

30 adet hisse senedinin belirtilen tarihler arasındaki günlük getiri oranları kullanılarak, Matlab programında yazılan kodlar ile PSO, GYPSO ve karesel programlama optimizasyon yöntemleriyle optimum portföyler elde edilmiştir.

İlk olarak Ortalama-varyans modeli, karesel programlama yöntemi ile Matlab programında çözümlenmiştir. Farklı getiri miktarları için elde edilen optimum portföylerin içinden, en yüksek Sharpe oranına sahip olan portföye ait hisse senetleri ve bu hisse senetlerinin portföy içindeki ağırlıkları Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Ortalama-Varyans Modeline Göre Oluşturulan Optimum Portföy

Hisse Senetleri	Portföydeki Ağırlığı (w_i)
ARCLK	0,07158
BIMAS	0,21399
IPEKE	0,05137
KOZAL	0,23963
KRDMD	0,26367
THYAO	0,00477
TTRAK	0,15500

Ortalama varyans modeline göre, üzerinde işlem yapılan 30 adet hisse senedinden sadece 7 tanesi ile optimum portföy elde edilmiştir. Bu hisse senetlerinden portföydeki ağırlığı en yüksek olan %26,367 ile KRDMD hisse senedi, en düşük olan %0,477 ile THYAO hisse senedi olmaktadır.

İkinci olarak klasik PSO yöntemi ile 30 adet hisse senedi Matlab programında çözümlenmiştir. PSO'da uygunluk fonksiyonu olarak Sharpe oranı belirlenmiştir. Hesaplamalar sonucunda en yüksek Sharpe oranına sahip başka bir ifadeyle en yüksek performansa sahip portföyün içerdiği hisse senetleri ve portföy içindeki ağırlıkları şu şekildedir:

Tablo 3. PSO Yöntemi ile Elde Edilen Optimum Portföy

Hisse Senetleri	Portföydeki Ağırlığı (w_i)
ARCLK	0,04075
BIMAS	0,28875
IPEKE	0,02811
KOZAL	0,23774
KRDMD	0,27648
TTRAK	0,12817

İşleme giren 30 adet hisse senedinden sadece 6 tanesi seçilerek optimum portföy elde edilmiştir. Oluşturulan portföyde %28,875 ile en yüksek ağırlığa sahip hisse senedi BIMAS olup, portföy içinde en düşük ağırlığa sahip hisse senedi %2,811 ile IPEKE olmuştur.

Son olarak GYPSO yöntemi ile hisse senetleri Matlab programında işleme alınmıştır. Kullanılan yöntemde uygunluk fonksiyonu Sharpe oranı olarak hesaplama yapılmıştır. Yapılan uygulama sonucunda Tablo 4'te verilen hisse senetlerinden optimum portföy oluşturulmuştur.

Tablo 4. GYPSO ile Oluşturulan Optimum Portföy

Hisse Senetleri	Portföydeki Ağırlığı (w_i)
ARCLK	0,03896
BIMAS	0,28989
IPEKE	0,02836
KOZAL	0,23793
KRDMD	0,27767
TTRAK	0,12718

GYPSO yöntemi uygulanarak elde edilen bu portföyde 6 adet hisse senedi bulunmaktadır. Portföy içinde en yüksek ağırlığa sahip hisse senedi %28,989 ile BIMAS olurken, en düşük ağırlığa sahip hisse senedi %2,836 oranı ile IPEKE olmuştur.

Ortalama varyans modeline göre, Matlab programında 1000 iterasyon sonucunda elde edilen Tablo 5'te gösterilen, en yüksek (en iyi) Sharpe oranı 0,1243 sahip portföyün riski 1,2627, beklenen getirisi 0,1570 olarak hesaplanmıştır. Oluşturulan bu portföyde farklı ağırlıklara sahip 7 adet hisse senedi bulunmaktadır. Bu hisse senetleri ARCLK, BIMAS, IPEKE, KOZAL, KRDMD, THYAO, TTRAK'dır. Yatırımcı bu hisse senetlerinden oluşan portföyü tercih etmesi durumunda, 1,2627'lik bir riske karşılık 0,1570'lik bir getiriye sahip olacaktır.

İkinci olarak PSO yöntemi Matlab programında, 1000 iterasyon uygulandıktan sonra Tablo 5'teki sonuçlar elde edilmiştir. En iyi performans ölçüsüne sahip porföyün Sharpe oranı 0,1254'tür. Bu portföy Tablo 3'te gösterilen 6 adet hisse senedinden oluşmaktadır. Tablo 3'te de belirtildiği üzere her bir hisse senedinin portföy içinde ağırlığı farklıdır. Yatırımcı bu portföye yatırım yaptığında, 1,2404 riske karşılık 0,1556'lık bir getiri sağlayabilir.

Son olarak GYPSO yöntemi Matlab programında, 1000 iterasyon ile işlem yapıldıktan sonra en iyi performans ölçüsüne sahip portföy Tablo 4'te verilmiştir. En iyi performans ölçüsü 0,1254 olan portföyü oluşturan hisse senetleri Tablo 4'te verilmiştir. Yatırımcı bu portföyü oluşturan hisse senetlerine karşılık gelen ağırlıklar kadar yatırım yaptığı takdirde, 1,2406 riske karşılık 0,1555 getiri elde edebilir.

Tablo 5. 3 Farklı Yönteme Göre Elde Edilen Optimum Portföyler

Yöntemler	**Ortalama Varyans**	**PSO**	**GYPSO**
Sharpe Oranı	0,1243	0,1254	0,1254
Getiri (%)	0,1570	0,1556	0,1555
Risk	1,2627	1,2404	1,2406

6. Sonuç

Günümüz ekonomik şartları göz önünde bulundurulduğunda, her yatırımcı kendi menfaatince kâr sağlayacak bir yatırım aracını tercih etmektedir. Gerek dünyada gerek ülkemizde çeşitli piyasalar, yatırım yapacak insanlara bir çok seçenek sunmaktadır. Çeşitli yöntemler kullanılarak yapılan çalışmalar sonucunda yatırımcıya sunulabilecek optimum portföyler oluşturulmuştur. Bu portföy çeşitleri hisse senedi çeşitliliklerine göre ve portföy içinde ağırlıklarına göre farklılıklar göstermektedir. Oluşturulan bu portföylerde en iyi performans ölçüsüne sahip portföy optimum portföy olarak alınmaktadır. Bu çalışmada uygulanan 3 farklı yöntemden elde edilen portföylerin performans ölçüleri, içerdikleri risk oranları ve yatırımcıya sağlayacakları getiriler birbirinden farklıdır. Ortalama varyans modelinin çözümlenmesiyle elde edilen portföy 7 adet hisse senedi içermektedir. Diğer uygulanan yöntemlerden elde edilen portföyler ise 6 adet birbirleriyle aynı hisse senetlerinden oluşup, portföy içinde farklı ağırlık oranlarına sahiptir. En iyi Sharpe oranına sahip portföy hem PSO yönteminden hem de GYPSO yönteminden elde edilmiştir. Her iki portföyde aynı performans oranına sahip olmasına rağmen PSO yöntemi GYPSO yönteminden daha düşük riske ve daha yüksek getiriye sahip portföyü oluşturmuştur. Bu durum yatırımcı tarafından değerlendirildiğinde, aynı performansa sahip iki portföyden yüksek getiri sağlayan portföy hiç şüphesiz yatırımcı tarafından tercih edilebilmektedir. Ortalama varyans modeli, PSO ve GYPSO yöntemlerinden daha düşük Sharpe oranına sahip olmasına rağmen diğer yöntemlerden farklı olarak daha yüksek riske karşılık daha yüksek getiriye sahiptir. Riski seven yatırımcı için oluşturulan bu portföy, getiri hedefini yüksek hedefleyen yatırımcı için optimum portföydür. Yapılan analizler sonucunda çok yüksek riske karşılık çok yüksek getiriler ve çok düşük risklere karşılık çok düşük getiriler meydana gelmiştir.

Değerlendirme ölçütü olarak kullanılan Sharpe oranı yatırımcıya portföy seçimi açısından kolaylık sağlamakta olup güvenilir bir portföy oluşturmaktadır.

Yatırımcının gerçek hayatta, uygulama sonucunda 3 farklı yönteme göre elde edilen optimum portföylere yatırım yaptığı varsayılsın. Bu yatırımın bir işlem günü sonrası olan 25.02.2013 günü sonunda (Gün sonu kapanış fiyatı itibariyle) yatırımcıya sağladığı getiriler, 3 farklı portföy için şu şekildedir; ortalama varyans modelinden elde edilen optimum portföy için getiri oranı % 0,5613, PSO ve GYPSO yöntemlerinden elde edilen portföylerin sırasıyla % 0,5719 ve % 0,5713 oranlarında getiri sağladıkları hesaplanmıştır. Portföylerin gerçekleşen getirileri, beklenen getirilerden daha fazla olduğuna dikkat edilmelidir. Çalışma, gerçek hayata uygulandığında yatırımcıya çeşitli risk oranlarına karşılık farklı portföyler sunmaktadır. Yatırımcı sunulan portföyler arasından menfaatleri doğrultusunda kendisine en uygun portföyü seçme imkânına sahip olabilmektedir.

7. Referanslar

CHANG, T.J., MEADE, N., BEASLEY, J.E., & SHARAIHA, Y. M. (2000). Heuristics forcardinality constrained portfolio optimisation. *Computers & Operations Research*, 27, ss. 1271–1302.

CRAMA, Y., SCHYNS, M. (2003). Simulated annealing for complex portfolio selection problems. *European Journal of Operational Research*, 150, ss. 546– 571.

CHEN, W., ZHANG, R.T., CAI, Y.M., XU F.S. (2006). Particle swarm optimization for constrained portfolio selection problems. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Dalian, 2006, pp. 2425–2429.

CURA T., (2009). Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 10 (4), ss. 2396-2406.

DERIGS, U., NICKEL, N.H. (2004). On a local-search heuristic for a class of tracking error minimization problems in portfolio management. *Annals of Operations Research*, 131, ss. 45–77.

DOERNER, K., GUTJAHR, W.J., HARTL, R.F., STRAUSS C., STUMMER, C. (2004). Pareto Ant Colony Optimization: A Metaheuristic Approach to Multiobjective Portfolio Selection, *Annals of Operations Research*, 131, ss. 79-99.

FERNANDEZ, A., GOMEZ, S. (2007). Portfolio selection using neural networks. *Computers & Operations Research*, 34, ss. 1177–1191.

KENNEDY, J., EBERHART, R. (1995). Particle Swarm Optimization, *IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings.* , Volume 4, ss. 1942-1948.

KONNO, H., YAMAZAKI, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio in optimization model and its application to Tokyo stock market. *Management Science*, 37 , ss. 519–531.

MARKOWITZ, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*.7 (1), ss. 77-91.

OH, K.J., KIM, T.Y., MIN, S. (2005). Using genetic algorithm to support portfolio optimization for index fund management. *Expert Systems with Applications*, 28, ss. 371–379.

SHARPE, W.F. (1963). A Simplified Model for Portfolio Analysis. *Management Science*, 9 (2), ss. 277–93.

VAN DEN BERG ve ENGELBRECH, T. A. (2002). A new locally convergent particle swarm optimizer. *Proceedings of IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics*, (Hammamet, Tunusia).

YANG, X. (2006). Improving portfolio efficiency: A genetic algorithm approach. *Computational Economics,* 28, ss. 1–14.

ZHU H., WANG Y., WANG K., CHEN Yun. (2011). Particle Swarm Optimization (PSO) for the constrained portfolio optimization problem. *Expert System with Applications*, 38 (8), ss. 10161-10169.