

PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU YAKLAŞIMI İLE EMTİA PİYASASINDA PORTFÖY OPTİMİZASYONU

Ali ALAGÖZ*

Melih KUTLU**

ÖZET

Karar vermenin zorluğu ve matematiğin gelişimi, karmaşık sistemlerde en iyi çözüme ulaşmak için matematiksel uygulamaların ortaya çıkmasına neden olmuştur. Matematiksel uygulamalardan biri olan optimizasyon yönetim, ekonomi, planlama, mühendislik gibi birçok alanda en iyi çözümü sunan yöntemleri içermektedir. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniği popülasyon temelli sezgisel bir optimizasyon tekniğidir. Kuş veya balık sürülerinin sosyal davranışlarının benzetimi ile geliştirilmiştir. Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği çok parametrelili ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm bulmak için kullanılmaktadır. Bu çalışmada da Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniğinin teorik yapısı anlatılarak emtia piyasası ürünleri ile portföy optimizasyonu yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Parçacık Sürü Optimizasyonu, Portföy Optimizasyonu, Emtia Piyasası

JEL Kodları: G11, Q02

PORTFOLIO OPTIMIZATION WITH PARTICLE SWAM OPTIMIZATION APPROACH IN COMMODITY MARKET

ABSTRACT

The difficulty of making decisions and the development of mathematics, mathematical applications to achieve the best solution in complex systems has led to the emergence. Which is one of the applications of mathematical optimization, management, economics, planning, engineering includes many areas such as methods of providing the best solution. Today's businesses to use resources efficiently, fund surpluses must strengthen systems to assess the decision-making in order to achieve such objectives. With globalization in a rapidly changing business and economic way to adapt to its

* Doç. Dr., Selçuk Üniversitesi

** Sosyal Bilimler Enstitüsü, Selçuk Üniversitesi

environment, decision-makers to broaden the decision-making systems passes. A mathematical model, describing a process or event, in mathematical terms, a series of formulas. Mathematical equations intended to describe the real world. There are many reasons modellemen use in solving a problem. As an example of determining the number of fish in a river or the sea, the cost to apply experimental methods to find the solution of the problem may be too high. How to move objects in an environment of zero gravity, such as that they were not putting, would be impossible to apply the experimental paths. In the real world of experimental difficulties in handling mathematical modeling to predict how to act in any case where the systems referenced.

The difficulty of decision making in the emerging markets after the Second World War, this area has led to the development of some techniques for. This technique is called optimization techniques in general. Optimization techniques can be described as optimization studies. These studies offer us the best of many variables, in terms of time and cost savings can be achieved. Choices made among alternatives, not experience, modified according to mathematical models provide a more healthy results. Numerical methods of optimization techniques, linear programming is described as the first technique developed in this regard. However, in reality the structure exhibits a non-linear many problems have led to the development of many other techniques more. Mathematical models are developed in harmony with real life problems arise over time, have led researchers to examine patterns of life in nature.

Population-based techniques have emerged as a result of this orientation. These techniques, birds, ants, bees, and so on. colonies and analyzed by these techniques have various social simulation performed in many different areas. Particle Swarm Optimization (PSO) technique is a population-based heuristic optimization technique. Simulation of social behavior of flocks of birds or fish has been developed. Particle Swarm Optimization and multivariate multi-parameter optimization technique is used to find solutions to problems. Particle Swarm Optimization (PSO) technique as flocks of birds or fish have been developed inspired by social behavior. Developed by examining the behavior of individuals interacting with each other and the environment. This concept is also called particle intelligence. PSO named as particle potential solutions, the best solutions to the current problem space by following the surfing. PSO, function optimization, scheduling, training neural networks, fuzzy logic systems, image processing, portfolio optimization and so on. is widely used in many fields. A specific area of the core logic of Particle Swarm Optimization, is just one region, food, food in this area looking for a bird group, and initially did not know where the food is accepted, the food and attempted to answer the question of what could be the best solution to find.

Mind, that gets to the genetic path of love, fear, jealousy, as well as a natural defense motives şartlandırmalarından current environment and the community received the influence of interactions evolving. So the mind is not fixed, but can not increase until the end of human life and is a skill that can develop. Mind, the machine, the computer software, or otherwise can not be imitated

Particle Swarm Optimization and multivariate multi-parameter optimization technique is used to find solutions to problems. PSO, such as genetic algorithms shows many similarities with evolutionary computation techniques. The system starts a population with random solutions and searches for optimum solutions by updating generations. The notion of a social system is a simplified Particle Swarm square is simulated. The

main goal is to make the simulation graphically, but the elegant choreography of a flock of birds is unpredictable. Comparison of simulations combined with first rate close to the neighborhood, the elimination of covariates and distance, accelerate research and changed to a unified multi-dimensional. At a certain point in the evolution of algorithms, a conceptual model was the difference, really, this one from the optimizer. From the beginning to the end of a trial and error, a few parameters for the optimization algorithm to eliminate the leaders of the secondary.

Herd brought together representatives from the term structure to refer to each other, affecting the senses are used in general. Called because a flock of bees, but lots of lots of classic example of expansion of the other systems of similar nature. A lot of an ant colony where ants may be considered as individual representatives, where a bevy of birds of representatives, a sürüdür cars in traffic, a crowded flock of humanity, a flock of immune system cells and molecules, and the economy, representatives of the flock of the economy. A flock of birds, although it is the concept of herd-like, space is recommended in the opinion of joint action, and this relates to all common types of behavior, not related to the spatial movement

Some of the genetic mechanisms that underlie such cooperation can be defined as: for example, multi-shaped ant species, such as the difference between the larger and more junior division of labor can conduct the anatomical differences between individuals. However, many views on the joint activities of social insects is that the self-organizing. In fact, in the context of physics and chemistry of macroscopic (large scale) models, processes and interactions outside the self-organizing theory developed to describe the emergence of a macroscopic level, the social insects, the complex interactions between individuals can undermine the common behavior shows a simple-behaving. In such cases there is no need to resort to complex social behavior to explain the complexity of individual.

In 1952, Harry Markowitz's Modern Portfolio management is considered as the beginning of the article published by Portfolio Selection. Only by diversifying its portfolio, explains the importance of relationships between securities. Markowitz mean-variance model, developed in 1956, restructured the Modern Portfolio theory. The Markowitz theory by evaluating the past performances of the security's expected return and aims to predict.

The general framework of the Modern Portfolio Theory founder, Harry Markowitz's approach today, an investor-owned securities and to deposit a certain amount, the money is to keep a term. This approach is based on a portfolio of securities selected by the investor potential portfolios.

Commodities, gold, silver, copper, crude oil, natural gas, coal, wheat, cotton, corn, sugar, coffee products, such as formed by nature to be the subject goods, the name given to trade. Commodities are used to form a more valuable and different products, and the values determined by the consumer, valuable, chemical products, emission products, animal products and energy products. All of these products "commodity" is called. Commodity products are natural disasters, crises, that may fluctuate due to changes in seasonal products. These products generated by the portfolio optimization techniques were used in order to manage effectively and efficiently.

Commodity products, economic, social and political changes affected. These changes are sources of systematic risk. Capital market returns are affected by commodity price movements in the general market risk, interest rate risk through its effect on commodity

prices, changes in the level of inflation due to commodity inflation risk returns, systematic risk variety, which lead to change.

Particle Swarm Optimization technique in this study by explaining the theoretical structure of the commodity market with products made of portfolio optimization. Particle Swarm Optimization technique used in this study, what conclusions can be set in advance for portfolio optimization and interpretation of these results will be provided. Particle Swarm Optimization technique and portfolio weights with the optimal balance of risk and return will be achieved.

Keyword: Particle Swarm Optimization, Portfolio Optimization, Commodity Market

JEL Codes: G11, Q02

1.Giriş

Emtia, altın, gümüş, bakır, ham petrol, doğal gaz, kömür, buğday, pamuk, mısır, şeker, kahve gibi ticarete konu olabilecek nitelikteki ürünlerinin oluşturduğu mallara verilen isimdir. Emtialar daha değerli ve farklı ürünlerin meydana getirilmesi için kullanılan ve değerleri tüketici tarafından belirlenen, değerli, kimyasal ürünler, emisyon ürünleri, hayvansal ürünler ve enerji ürünlerdir. Bu ürünlerin tamamına “emtia” denilmektedir. Emtia ürünleri doğal felaketler, krizler, mevsimsel değişiklikler nedeniyle dalgalanma gösterebilecek ürünlerdir. Bu ürünler ile oluşturulan portföylerin etkin ve verimli bir şekilde yönetilebilmesi için optimizasyon teknikleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada da Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniğinin, emtia ürünleri ile oluşturulan portföylerde uygulaması yapılacak, Kendall ve Su(2005)’in yaptıkları çalışmada elde ettikleri sonuçlar göz önünde bulundurularak sonuçlar yorumlanacaktır.

Değişkenlerin oluşturduğu alternatifler arasından en iyisini seçmek için gerekli olan optimizasyon, çözümlerin modellenmesinin yapılmasını sağlayarak gerçek hayat ile ilişkilendirilmesine olanak vermektedir. Sürü zekası temelli geliştirilen optimizasyon teknikleri de bir çok optimizasyon probleminin çözümünde etkin olarak kullanılmaktadır. Bir sosyal böcek topluluğunda ortaya çıkan ortak davranış “sürü zekası” olarak adlandırılır (Bonabeau ve Meyer, 2001: 108). Temel olarak sürü zekası sistemleri “öngörülemez” olarak (kapsamlı şekilde) tanımlanır ve olası olmayan sonuçlar üretir. Bu yüzden bir şekilde şaşırtıcı ve beklenmediktir ler(Beni ve Wang, 1989: 2) .

Kuş sürüleri ve böcek kolonilerinde birey tek başına olduğunda bu sürü ve koloniler gelişmiş değillerdir fakat işbirliği içinde karmaşık

görevleri başarabilirler. İşbirliğindeki koloni davranışları, koloninin bireysel üyeleri arasındaki basit hareketler ve etkileşimlere göre ortaya çıkar. Sosyal böceklerin ortaklaşa hareketlerine ilişkin birçok görüş, kendi kendine örgütlendikleri ve tek merkezden kontrol edilmedikleridir (Blum ve Li, 2008: 43). Kuş ve balık sürülerinin benzetimi yoluyla oluşturulan Parçacık Sürüsü Optimizasyonu tekniği de parçacıkların hareketlerini en uygun düzeyde inceleyerek optimizasyon yapmaya çalışmaktadır.

Uygulama bölümünde Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği ile elde edilen risk ve beklenen getirinin, Ortalama varyans modeli ile elde edilen sonuçlarla benzerlik göstermesi, portföy içerisindeki hisse senedi ağırlıklarının yakın oranlarda çıkması, ortalama varyans modeli ile oluşturulan etkin sınırlar çevresinde parçacık hareketlerinin etkin sınıra optimum seviyede yaklaşımı amaçlanmaktadır.

2.Literatür

Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization) Russell Eberhart ve James Kennedy (1995) tarafından geliştirilmiş popülasyon temelli sezgisel bir optimizasyon tekniğidir. 1999 yılında J. Moore ve R. Chapman tarafından Application of Particle Swarm to Multiobjective Optimization adlı makalede çok amaçlı problemlere uygulanan parçacık sürü optimizasyon tekniği H. Yoshida, K. Kawata, Y. Fukuyama, S. Takayama, ve Y. Nakanishi'nin 2001 yılında yaptığı çalışmalarla mühendislik alanına taşınmıştır. R. C. Eberhart ve Y. Shi'nin 2001 yılında yayınlamış olduğu Tracking and Optimizing Dynamic Systems with Particle Swarms adlı makale parçacık sürü optimizasyon tekniğini dinamik problemler üzerinde uygulanmasını göstermiştir. G.Kendall ve Y. Su'nun 2005 yılında yayınlanan A Particle Swarm Optimisation Approach in the Construction of Optimal Risky Portfolios adlı makalesi ve A. Fernández ve S. Gómez'in 2007 yılında yayınlanan Portfolio Selection Using Neural Networks adlı çalışması sürü zekası çalışmalarının portföy optimizasyonu konusundaki uygulamalarını göstermiş ve bu çalışmalarla parçacık sürü optimizasyonu tekniği kullanılarak beklenen getiri, risk ve optimum portföy yapısı elde edilmeye çalışılmıştır.

3.Sürü Zekası ve Parçacık Sürü Optimizasyonu

Sürü zekası çalışması yapay zeka alanındaki birkaç yeni optimizasyon tekniğinden biridir. Dorigo, karıncaların depolanan fenomenlerin bıraktığı izleri takip ederek yiyecek kaynaklarını kısa yoldan bulmalarını taklit eden Karınca Kolonisi Optimizasyonun geliştirmiştir. Eberhart ve Kennedy kuş ve balık sürülerinin benzetimi temelli Parçacık Sürü Optimizasyonunu (PSO) öne sürdüler. PSO güçlü olmayı, uygulama kolaylığını ve sayısal etkisini göstermiştir (Kendall ve Su, 2005: 140).

Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği doğada bulunan arı, karınca, kuş vb. birçok sürünün incelenmesi sonucu ortaya çıkan tekniklerden bir tanesidir. Parçacık Sürü Optimizasyonu kuş ve balık sürülerinin benzetimi ile elde edilen algoritmaların geliştirilmesi temelinde hareket eder.

Bazı mekanizmaların altında yatan işbirliği genetik olarak tanımlanabilir: örneğin, çok biçimli karınca türlerinde daha büyük ve daha küçükler arasındaki farklılık gibi bireyler arasındaki anatomik farklılıklar işbölümünü örgütleyebilir. Fakat sosyal böceklerin ortak faaliyetlerine ilişkin birçok görüş bunun kendini örgütleme olduğudur. Aslında fizik ve kimya bağlamında makroskobik (büyük ölçekli) modellerin, süreçlerin ve etkileşimlerin dışında mikroskobik düzeyde ortaya çıkışını tanımlamak için geliştirilen kendini örgütleme teorisi, sosyal böceklerin karmaşık ortak davranışlarının basit davranış sergileyen bireyler arasındaki etkileşimleri ortaya çıkarabileceğini gösterir. Bu gibi durumlarda karmaşık ortak davranışı açıklamak için bireysel karmaşıklığa başvurmaya ihtiyaç yoktur (Bonabeau vd., 1999: 6).

Tipik bir sürü zekası sistemi aşağıdaki özelliklere sahiptir (Sumathi ve Surekha, 2010 : 655-656):

Birleşim: Bir parçacık birkaç bireyin kombinasyonudur.

Hata Toleransı: Parçacık zekası süreci tek bir merkezi kontrol mekanizmasına dayanmaz. Bu nedenle birkaç düğüm veya bağlantı kaybı ciddi arızalara neden olmaz fakat aksine zarıflığe, ölçeklenebilir ayrıştırmaya öncülük eder.

Kurala Dayalı Davranış: Kesin kurallar dizisi sadece yerel bilgi kullanan bireyler tarafından gözlenir, bireyler direkt veya çevre aracılıyla değişir.

Özerklik: Parçacık Sisteminin tüm davranışları kendi kendine örgütler, sistem için yabancı bir düzene güvenmez. Hiçbir insan denetimi gerekli değildir.

Ölçeklenebilirlik: Temsilcilerin popülasyonu ağın büyüklüğüne göre uyum sağlayabilirler. Ölçeklenebilirlik yerel ve dağınık etkileşim temsilcilerini daha iyi bir pozisyona sokar.

Uyarılama: Bireyler, sürmekte olan karınca sistemi değişiklikleri, ölüm veya üreme, tüm ağ değişikliklerine göredir.

Hız: Topluluk içindeki bireyler davranışlarını çabukça değiştirirler, komşularına göre. Yayılım çok hızlıdır.

Birimsellik: Bireylerin davranışları topluluktaki diğerlerine göre bağımsızdır.

Paralellik: Bireylerin faaliyetleri doğal olarak paraleldir.

Her bir parçacık hiperuzaydaki o ana kadar elde edilmiş en iyi (uygunluk) çözüm ile birlikte koordinatlarını aklında tutar (uygunluk değeri de saklanmalıdır). Bu değer pbest (peniyi) olarak adlandırılır. Burada başka bir en iyi değer de izlenmektedir. Parçacık Sürü optimize edicinin global biçimi, popülasyonda o zamana kadar herhangi bir parçacığın elde etmiş olduğu tüm en iyi değerleri ve yerini aklında tutar, bu da gbest (geniyi) olarak adlandırılır (Eberhart ve Kennedy, 1995: 39).

Tatmin edici bir benzetim iki unsura dayandırılabilir: En yakın komşu hızıyla karşılaştırma ve anlamsız hareket etme. Bir kuş popülasyonu başlangıç olarak, pozisyonları halka hücrelerden oluşan bir ızgarada, hızları X ve Y cinsinden olmak üzere oluşturulmuşlardır ve gerek pozisyonlar gerekse X ve Y cinsinden olmak üzere oluşturulmuşlardır. Her çevrimde hedefe en yakın komşunun X ve Y hızlarını gözaltındaki kuşa atamışlardır. Aslında bu yalın kural hareketliliği yaratmıştır. Fakat sürü hızlıca ortak ve değişmeyen bir yöne yerleşmiştir. Böylece anlamsız hareket olarak adlandırılan stokastik bir değişken ilave edilmiştir. Her biri çevrimde rastgele seçilen X ve Y hızlarına bazı değişiklikler yapılmıştır Bu da benzetimi ilgi çekici ve yaşam benzeri bir görüntü vererek sisteme yeterli değişkenliği katmıştır (Cura, 2008: 137).

4. Portföy Riski ve Getirisi (Markowitz Temelli Model)

Hisse senedi ve tahvil gibi menkul kıymetlerle ile portföy oluşturulabildiği gibi hisse senedi ve tahvil dışında hazine bonosu, repo, altın, varlığa dayalı menkul kıymet, gelir ortaklığı senetleri gibi birçok yatırım aracı bulunmakta ve portföy çeşitlendirmesi yapılmaktadır.

H. Markowitz tarafından 1952 yılında portföy seçimine ilişkin yayınlanan makale ile çeşitlendirmenin önemi vurgulanmıştır (Markowitz, 1952: 78). Markowitz Ortalama Varyans modeli olarak adlandırılan bu teknikte riskli portföy yapılarında menkul kıymet seçimi için portföyün beklenen getirisi, riski (standart sapma) ve ağırlıkları hesaplanmaktadır.

$$E(r_p) = w_1 E_1(r) + w_2 E_2(r) \quad (1)$$

$E(r_p)$ portföyün beklenen getirisini, w_1 ve w_2 menkul kıymetlerin portföy içindeki ağırlıklarını, $E_1(r)$ ve $E_2(r)$ ise her bir menkul kıymetin getirisini ifade etmektedir.

$$\sigma_p^2 = (w_1)^2 (\sigma_1)^2 + (w_2)^2 (\sigma_2)^2 + 2w_1 w_2 \text{Cov}(r_1, r_2) \quad (2)$$

(2) numaralı formüldeki işaretlerden w_1 ve w_2 (1) numaralı formüldeki gibi ağırlıkları, σ_p^2 portföyün varyansını, σ_1 ve σ_2 her bir menkul kıymetin standart sapmasını, $\text{Cov}(r_1, r_2)$ ise iki menkul kıymetin getirileri arasındaki kovaryansı ifade etmektedir. Varyansın karekökü alınarak portföyün riski, standart sapması σ_p elde edilir.

Portföy optimizasyonunda beklenen getiri ve standart sapma (1) ve (2) numaralı formüllerle hesaplanabilir. Çoklu yatırımlarda (iki ve daha fazla) standart sapmayı hesaplamak için kovaryans matrisi kullanılabilir. Portföy içindeki menkul kıymetlerin ağırlıkları toplamı da 1 olmalıdır.

5. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması ve Markowitz Temelli Parçacık Sürü Optimizasyonu Tekniği

Sürü zekası çalışmaları için Eberhart ve Kennedy kuş ve balık sürülerinin benzetimi temelli Parçacık Sürü Optimizasyonunu (PSO) öne sürmüşlerdir. PSO güçlü olmayı, uygulama kolaylığını ve sayısal etkisini göstermiş bir tekniktir (Kendall ve Su, 2005: 140).

Parçacık Sürü Optimizasyon tekniğinin global biçimi aşağıdaki gibi uygulanır (Eberhart ve Shi, 2001: 81):

1.Parçacık popülasyonu (dize) rastgele konumlarla ve çözüm uzayında d boyutlu hızlarla başlatılır.

2.Her parçacık için d değişkenleri oluşan istenilen optimizasyon uygunluk fonksiyonu değerlendirilir.

3.Parçacığın uygunluk fonksiyonu parçacığın pbest'i ile karşılaştırılır. Mevcut değer pbest'den iyi ise d boyutlu uzayda pbest değeri mevcut değere ve pbest konumu mevcut konuma eşitlenir.

4.Uygunluk fonksiyonu popülasyondaki tüm önceki uygun olanlarla karşılaştırılır. Mevcut değer gbest'den iyi ise gbest mevcut parçacığın dize dizinine ve değerine göre ayarlanır.

5.Parçacığın konumu ve hızı her biri ayrı ayrı olarak aşağıdaki denklemlere göre değiştirilir.

$$v_{id} = w v_{id} + c_1 \text{rand}_1(p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_1(p_{gd} - x_{id})$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id}$$

v_{id} i. parçacığın d çözüm uzayındaki hızı

x_{id} i. parçacığın d çözüm uzayındaki konumu

c_1 pbest için hızlandırma katsayısı

c_2 gbest için hızlandırma katsayısı

p_{id} i. parçacığın d çözüm uzayındaki pbest'i

p_{gd} sürünün gbest'i

6.Özellikler karşılanana (yeterli düzeyde iyi bir uygunluk veya işlem sayısının maksimum seviyeye ulaşması) kadar 2 numaralı adıma dönülür.

Popülasyon ağırlıklandırma fonksiyonu ise

$$w = w_{\max} - [((w_{\max} - w_{\min}) / \text{iter}_{\max}) \times \text{iter}]$$

formülü ile hesaplanır.

Chang ve ark.(2000), Fernandez ve Gomez'in (2007) finansal portföy optimizasyonu için kullandıkları Markowitz temelli model aşağıda gibidir(Cura, 2008: 149):

$$\min \left(\lambda \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M x_i x_j \sigma_{i,j} \right) - (1-\lambda) \left(\sum_{i=1}^M r_x x_i \right) \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^M x_i = 1, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^M z_i = K \quad (5)$$

$$\mu_i z_i \leq x_i \leq \delta_i z_i, \quad i = 1, M,$$

$$z_i \in \{0, 1\}, \quad i = 1, M$$

Bu modele göre λ yatırımcının riskten kaçınma katsayısıdır ve $[0,1]$ aralığında bir değerdir. Bir değerini aldığı anda getiri tamamen göz ardı edilerek, portföyün riski minimize edilir. Sıfır değerinde ise risk tamamen göz ardı edilerek, getiri maksimize edilir. Böylece λ farklı değerleri için yukarıdaki modelde bulunan sonuçlar birleştiği takdirde pazarın etkin sınırı olan eğri elde edilir.

M: toplam yatırım araçlarının sayısı

x_i : i yatırım aracının portföy içindeki oranı

r_i : i'nin getirisi

μ_i : i'nin portföydeki asgari oranı

δ_i : i'nin portföydeki azami oranı

$\sigma_{i,j}$: i ve yatırım araçlarının arasındaki kovaryans

Karar değişkeni $z_i=1$ ise i portföyde yer alır, $z_i=0$ ise yer almazken portföyde yer alması istenen farklı yatırım aracı sayısı K'dır.

Kendall ve Su (2005)'in yaptığı çalışmada ortalama varyans modelini göre beklenen getiri 2,28, PSO ile elde edilen beklenen getiri 2,3, ortalama varyans modeline göre elde edilen risk 5.37, PSO ile elde edilen risk 5.38 bulunmuştur. Bu tür bir yakınsama sonucunda PSO algoritmasının kullanılabilir olduğu sonucuna varılmıştır (Kendall ve Su, 2005, 145).

6.Uygulama

Çalışmanın amacı parçacık sürü optimizasyon tekniğini emtia piyasası ürünlerine uygulayarak minimum risk oranı elde etmek ve bu oranı Markowitz modeli elde edilen oran karşılaştırmak. Ayrıca parçacıkların

Markowitz modeli ile oluşturulan etkin sınır etrafındaki hareketleri de incelenecektir. Analiz sonuçlarına göre parçacık sürü optimizasyonu tekniğinin emtia piyasalarında portföy oluşumuna uygunluğu ortaya konulacaktır.

Çalışma emtia piyasalarındaki ürünlerin yıllık (2000-2009) getirileri ile yapılmıştır. Kullanılan veriler U.S. Global Investors adlı şirketin internet sitesinden alınmıştır. Çalışmada öncelikli olarak tüm emtia ürünlerinin getirileri incelenerek korelasyon değerleri üzerinden Tablo 1'deki ürünler seçilmiştir. Daha sonra portföy için Markowitz modeli ile beklenen getiri, risk ve ürünlerin portföy içindeki ağırlıkları hesaplanmış, parçacık sürü optimizasyonu ile hesaplanan beklenen getiri, risk ve her ürünün portföy ağırlıkları ile karşılaştırılmıştır.

Tablo 1. Emtia Fiyatlarının Getiri Oranları

	Buğday	Çinko	Doğalgaz	Gümüş	Kömür
2000	12,47	-17,59	319,71	-14,50	41,38
2001	3,40	-24,83	-73,71	0,43	2,44
2002	12,46	-2,35	86,34	3,46	-12,70
2003	16,00	34,49	29,23	24,27	34,55
2004	-18,44	25,99	-0,65	14,86	67,57
2005	10,33	50,79	82,55	29,20	-7,26
2006	47,68	126,16	-43,88	46,40	-25,22
2007	76,65	-47,13	18,80	14,65	93,02
2008	-30,99	51,07	-24,87	-23,01	-24,70
2009	-11,34	129,36	-0,89	48,16	-13,36
Ortalama Getiri	11,82	32,60	39,26	14,39	15,57
Varyans	0,0985	0,358121	1,225044	0,055889	0,17049

Bu veriler www.usfunds.com sitesinden alınmıştır.

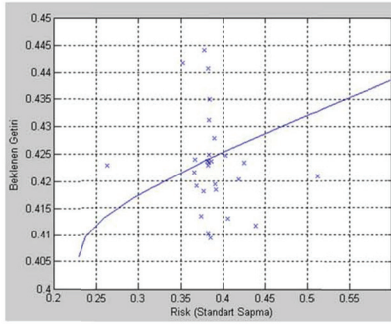
Markowitz modeli için ortalama getiri ve varyans hesaplanmıştır. Tablo 2'de Parçacık sürü optimizasyon tekniği kullanılarak elde edilen verilerle Markowitz tekniği kullanılarak elde edilen veriler sunulmuştur.

Markowitz modeline göre hesaplanan beklenen getiri, risk ve portföy ağırlıkları ile Parçacık Sürü Optimizasyon Tekniği ile hesaplanan beklenen getiri, risk ve portföy ağırlıkları arasındaki benzerlik ve yakın tahmini veriler Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniğinin emtia piyasasında portföy optimizasyonu için kullanılabileceğini ve algoritmanın buna uygun olduğunu göstermiştir. Portföy içinde ağırlığı en yüksek olan iki varlığın, Çinko ve Kömür ile oluşturulacak bir portföy

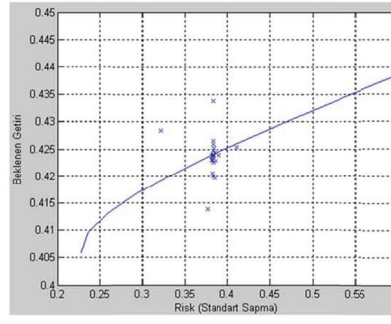
ile elde edilecek etkin sınır ve bu etkin sınır üzerinde parçacık hareketi de Şekil 1’de gösterilmiştir. Parçacık Sürü Optimizasyonu için gerekli parametre girişleri de Tablo 2’de sunulmuştur.

Tablo 2. Markowitz Modeli ve Parçacık Sürü Optimizasyon Tekniği ile Elde Edilen Portföy Verilerinin Karşılaştırılması

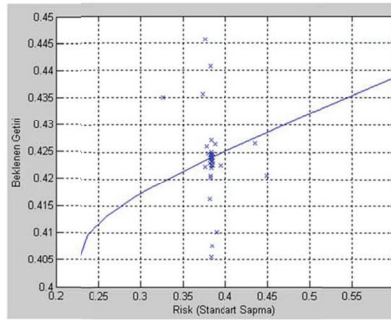
	Buğday	Çinko	Doğalgaz	Gümüş	Kömür
Portföy Ağırlığı(Markowitz)	5,49	43,85	12,10	0	38,56
Portföy Ağırlığı (PSO)	0,29	46,78	13,69	0	39,24
Portföy Getirisi(Markowitz)	25,70	Algoritma Parametreleri Durgunluk Katsayısı (inertia): 1.0 Parçacık Sayısı: 49 İşlem sayısı: 50 c_1 ve c_2 : 2.0 w_{mac} (başlangıç ağırlığı):0.9 w_{min} (son ağırlık):0.4			
Portföy Riski (Markowitz)	23,29				
Portföy Getirisi (PSO)	26,77				
Portföy Riski (PSO)	24,96				



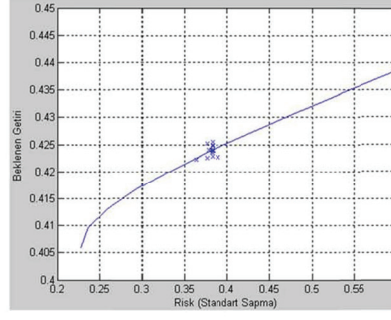
(a) 20 İşlem Sayısı



(c) 40 İşlem sayısı



(b) 30 İşlem Sayısı



(d) 50 İşlem sayısı

Şekil 1. Çinko ve Kömür Ürünleri ile Oluşturan Etkin Sınır Çevresinde Parçacık Hareketi

Emtia ürünlerinin 2000-2009 yılları arasındaki 10 yıllık getirileri veri olarak kullanılmış ve bu veriler alınarak beklenen getiri, risk ve portföy içerisindeki ağırlıkları hesaplanmıştır. Parçacık Sürü Optimizasyon tekniği ile yapılan hesaplamalarda da benzer sonuçlar elde edilmiştir. Tablo 2’de ki sonuçları göre, ortalama varyans modeli ile hesaplanan hisse senedi ağırlıklarının dağılımın açısından aynı sonuçlar ortaya koyduğu ancak hisse bazında farklılaşma olduğu görülmüştür. Ortalama Varyans Modeli ile hesaplanan getiri % 25,70, PSO modeline göre ise % 26,77 ve Ortalama Varyans Modeline göre riskin % 23,29, PSO modeline göre ise % 24,96 hesaplanmıştır.

Parçacıkların başlangıçtaki rastgele değerlerine bağlı olarak da işlem sayısı değişebilir ancak başlangıç parametreleri ne olursa olsun, PSO algoritmasının hızlı sonuç verdiği görülmüştür. PSO algoritmasının az sayıda yürütülmesi gereken parametre olduğu için yeterli sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Global çözüme ulaşması için diferansiyel hesap gerektirmediğinden fonksiyon karmaşıklığını da önlemiştir. Portföy optimizasyonu için seçilen hisse senetlerinin algoritma devam ettirilirken optimum seviyede risk-getiri dengesine ulaşma hızları, ortalama varyans modeline göre yakın ve tatmin edici seviyede bulunmuştur.

7.Sonuç

En uygun zamanda en doğru kararı verebilmek için gerçeğe yakın bir benzetim ile algoritmaların geliştirildiği Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği, karar vericilerin amaçlarını gerçekleştirmelerine yarayan bir optimizasyon tekniğidir. Rasyonellikten uzaklaşmadan karar vermek zorunda olan işletme yöneticileri için doğadan yapılan benzetimlerin kullanılması ile gerçeğe yakın sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu çalışmada yapay zeka tekniklerinden biri olan Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği anlatılmış, Ortalama Varyans modeline uyarlanmış şekli gösterilerek uygulama için temel oluşturulmaya çalışılmıştır.

Çalışmada emtia piyasası ürünleri tarihsel veri açısından incelenmiş ve yıllık getirileri alınarak beklenen getiri, risk ve portföy içerisindeki ağırlıkları hesaplanmıştır. Parçacık Sürü Optimizasyon tekniği ile yapılan hesaplamalarda da benzer sonuçlar elde edilmiştir. Parçacık Sürü

Optimizasyonu'nun, Kendall ve Su (2005)'in yaptığı çalışmada olduğu gibi portföy optimizasyonun da gerçeğe yakın sonuçlar elde ettiği görülmüştür.

Daha sonradan Çinko ve Kömür portföyleri ile elde edilen etkin sınır ve bu etkin sınır çevresindeki parçacık hareketi incelenmiştir. Şekil 1 (a)'da 20 işlem sayısı ile yapılan optimizasyonun uygun olmadığı ve parçacıkların etkin sınıra uzaklığı düşünülerek Şekil 1 (b)'de görüldüğü gibi işlem sayısı 30'a çıkarılmıştır.

İşlem sayısının 40 çıkarılarak daha iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır (Şekil 1 (c)). Şekil 1 (d)'de gösterildiği gibi işlem sayısı 50'ye çıkarıldığında ise etkin sınıra optimum seviyede bir yakınsama görülmüştür.

Parçacık Sürü Optimizasyonu tekniği ile elde edilen risk ve beklenen getirinin, Ortalama varyans modeli ile elde edilen sonuçlarla benzerlik göstermesi, portföy içerisindeki hisse senedi ağırlıklarının yakın oranlarda çıkması, ortalama varyans modeli ile oluşturulan etkin sınırlar çevresinde parçacık hareketlerinin etkin sınıra optimum seviyede yaklaşımı gibi amaçlar yeterli seviyede elde edilmiştir.

Çalışmada elde edilen sonuçlar Buğday, Çinko, Doğalgaz, Gümüş ve Kömür varlıkları ile elde edilen portföye ait olup tüm emtia piyasasını yansıtmamaktadır. Ancak çalışma oluşturulabilecek diğer portföyler için algoritmanın geliştirilebilir olduğunu göstermektedir. Benzer çalışmalar farklı yöntem ve algoritmalar ile yapılabilir.

Portföy optimizasyonu konusu gelişen ve önemini artıran bir konudur. Finansal kriz nedeniyle kendini sorgulayan finans sektörünün algoritma geliştirmelerine daha fazla önem vermesi gerekmektedir. Portföy riskini minimum hale getirecek yeni araçlar ile sağlıklı yatırım kararları alınabilmesinin yolu açılacak ve yatırımlar, tasarruf sahipleri açısından daha cazip hale gelecektir.

Kaynakça

BENI, G. ve J:Wang (1989). Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems. **Proceedings of NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems**. Sayı 102.

BLUM, Christian, Xiaodong Li (2008). **Swarm Intelligence in Optimization**, Editörler: Christian Blum, Daniel Merke, Springer Yayıncılık, Berlin.

BONABEAU Eric, Meyer, Christopher (2001). Swarm Intelligence-A Whole New Way to Think About Business, **Harvard Business Review**, Harvard Business Yayıncılık, Massachusetts.

CURA, Tunçhan (2008). **Modern Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları**, Papatya Yayıncılık, İstanbul.

EBERHART, R. C., Shi, Y. (2001) Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources. **Proc. Congress on Evolutionary Computation Journal**, Seoul, Korea. Sayfa 81-86, IEEE Service Center, NewJersey.

EBERHART, R. C., and Kennedy, J. (1995). A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. **Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science Journal**, Nagoya, Japan, 39-43, IEEE Service Center, Newjersey.

KENDAL, Graham, Su, Yan (2005), A Particle Swarm Optimization Approach in the Construction of Optimal Risky Portfolios. 23. **IASTED International Multi Conference Artificial Intelligence and Applications Journal**, Şubat 14-16, Sayfa 140-145. Innsbruck, Avusturya.

MARKOWITZ, Harry (1952). Portfolio Selection. **Journal Of Finance**. Vol 7 No.1, 77-91

SUMATHI, S., Surekha, P. (2010), **Computational Intelligence Paradigms Theory and Applications Using Matlab**. CRC Yayıncılık. Newyork.