**FİNANSAL YÖNETİMDE META-SEZGİSEL ALGORİTMA UYGULAMALARINA BİR BAKIŞ**

**Doç.Dr.Aylin ERDOĞDU Doktora Öğr.Farshad GANJİ**

**İstanbul Arel Üniversitesi İstanbul Arel Üniversitesi**

**aylinerdoğdu@arel.edu.tr** **farshadganji69****@yahoo.com**

 **ÖZET**

Araştırmanın amacı, finansal yönetim alanda meta-sezgisel algoritmaların kullanımını araştırmaktır. Çalışmada incelenen meta-sezgisel algoritmalar; karınca kolonisi algoritması, ateşböceği algoritması, bal arısı algoritması, parçacık toplama algoritması, armoni arama algoritması ve biyocoğrafya algoritmasıdır. Algoritmaların her biri kısaca incelenirken, bu alanda yerli- yabancı literatür araştırması yapılmış ve finansal yönetim alanındaki uygulamaları belirtilmiştir. Çalışmanın sonuçları, söz konusu bu algoritmaların finansal konular ve sermaye piyasası ile ilgili tahminlerde kullanılmasının, muhasebe ve denetim operasyonlarının performansını kabul edilebilir ölçüde artırmaya yardımcı olabileceğini göstermektedir. Son yıllarda, alanda yapılan araştırmaların çoğalması ve operasyonel alanlardaki uygulama artışları, literatürde ses getirmiş, konuya özellikle yönetim bilişim sistemleri tarafında ilgi uyandırmıştır. Bu tespit de yeni yöntemlerin geliştirilmesi yönünde araştırmacıların ve araştırma merkezlerinin yakın takipte olduğunu göstermektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Arı kolonisi algoritması, ateş böceği algoritması, karınca kolonisi algoritması, biyocoğrafya algoritması.

**A SURVEY OF META-INTUITIVE ALGORITHM APPLICATIONS IN FINANCIAL MANAGEMENT**

**ABSTRACT**

The aim of the research is to investigate the use of meta-heuristic algorithms in the field of financial management. Meta-heuristic algorithms examined in the study; ant colony algorithm, firefly algorithm, honey bee algorithm, particle collection algorithm, harmony search algorithm and biogeography algorithm. While each of the algorithms is briefly examined, domestic and foreign literature research has been made in this field and its applications in the field of financial management are stated. The results of the study show that the use of these algorithms in forecasting financial issues and capital markets can help to increase the performance of accounting and auditing operations to an acceptable extent. In recent years, the increase in research in the field and the increase in applications in operational areas have made a sound in the literature and aroused interest in the subject, especially in management information systems. This finding shows that researchers and research centers are closely following the development of new methods.

 **Keywords:** Bee colony algorithm, firefly algorithm, ant colony algorithm, biogeography algorithm.

**1.GİRİŞ**

Yapay zekâ ile çalışma 1950'lerde istatistik, nöroloji, psikoloji vb. alanlardaki öncüler tarafından başlatıldı. Bu tür yöntemlerde insanlık evreni fethetmeye çalışmakta ve en iyi ve en etkili doğal yöntemleri kullanmaya çalışmaktadır. Şimdiye kadar her birinin kendi avantajları ve dezavantajları olan farklı tahmin teknikleri sunulmuştur. Bu teknikler iki kategoriye ayrılmıştır: Geleneksel yöntemler ve yapay zekâ tabanlı yöntemler (Konar, 2005).

Olguların, genellikle doğrusal olmayan davranışlara sahip olduğu insanların etrafındaki dünyada, bu olguları tanımlamak ve tahmin etmek, yeni tahmin ve değerlendirme yöntemlerinin kullanılmasını gerektirir. Çünkü bu teknikler, türbülanslı ortamlarda doğrusal olmayan davranışları tahmin etmek ve sınıflandırmak için doğru araçlardır. Literatür taraması yapıldığında sonuçlar, hisse senedi piyasasında tahmin için geleneksel yöntemlerden daha fazlasının kullanıldığını göstermektedir. Geleneksel yöntemleri kullanmak için statik zaman serilerinin kullanılması gerektiği ve çoğu ekonomik zaman serisinin durağan olmadığı düşünüldüğünde, bu geleneksel örüntüler, yapay zekâ yöntemlerinin yanı sıra tahmin için de büyük sorun teşkil etmektedir. Zaman serilerinde durağanlık, bir garanti verilememekle birlikte bu yöntemlerin teknik ve mühendislik, ekonomik, finansal vb. çeşitli yönleri vardır. Problemlerde denenmesi, doğru uygulanması ve uygun iç parametrelerin seçilmesi ve kullanılması gerektiği gösterilmiştir. Problem tipine uygundurlar. Yöntemler Klasik muadillerinin cevaplarından daha uygun cevaplar alınabilir. Yani temelde bu yöntemler klasik yöntemlerin eksikliklerini gidermek için oluşturulmuş ve. Mümkün olduğu kadar optimal olacak şekilde programlanmıştır. Ancak son yıllarda modelleme tahmin problemlerinde, akıllı yöntemler ile klasik istatistiksel yöntemlerin karşılaştırılması alanında birçok çalışma yapılmış ve bunun sonucunda akıllı yöntemlerin problemlerde daha yüksek doğruluk oranları elde edilmiştir. Son on yılda, biyolojik olarak esinlenilmiş algoritmalar hakkında önemli bir literatür ortaya çıkmıştır. Bu güçlü algoritmalar, tahmin ve sınıflandırma için kullanılır ve finansal modelleme ve iş sistemlerinin geliştirilmesi için uygulamalara sahiptir. Finansal piyasalar, yatırımcıların kârlılık açısından rekabet ettiği karmaşık ve sürekli değişen bir ortamı temsil ederler. Ekosistemler bu tür ortamlarda yaşarlar ve hayatta kalmak amacıyla ihtiyaç duydukları kaynaklar için rekabet ederler. Finansal piyasa oyuncularının finansal ormanda hayatta kalabilmek için biyolojik süreçlerden ilham alan algoritmalara yönelmeleri doğaldır. İflas, finansal çaresizlik, optimal portföy seçimi, hisse senedi fiyat endeksi banka kredileri riski vb. finansal konular, bu algoritmalara örnek olarak gösterilebilir. Yurt içi ve yurt dışında yenilikçi ve meta-inovatif yöntemler kullanılarak araştırmalar yapılmıştır. Aşağıda önce istenilen algoritmalar tanıtılmış, ardından bu algoritmaların arka planı ve farklı finansal alanlardaki uygulamaları incelenmiştir

**2. META-SEZGİSEL ALGORİTMALARIN TANITIMI:**

Algoritmalar, genel olarak sezgisel ve meta-sezgisel olmak üzere iki kategoriye ayrılır. Algoritmaların iki ana sorunu, yerel optimal noktaları yakalamak ve bu noktalar için sınıra yaklaşma zamanının çok erken olmasıdır. Yenilikçi algoritmalar için meta sezgisel algoritmalar, sorunları çözmek için kullanılmaktadır. Saat Aslında meta-sezgisel algoritma türlerinden biridir. Çıkış yolları olan yaklaşık optimizasyonlar bulunmaktadır. Optimum noktalar yereldir ve geniş bir aralıkta kullanılabilirler. Ancak bu süreçte sorunları da vardır. Bu tür algoritmaların çeşitli kategorilerde son on yılda geliştirilmiştir. "Glover" (Glover, 1986) kelimesi ilk olarak 1986'da Yunanca "Meta" ve "sezgisel" kelimelerinin bir arada kullanılmasıyla ortaya çıkmıştır. "Meta" öneki, ötesi veya daha yüksek bir seviyede bulunmak anlamına gelir. Meta-sezgisel terimi genel olarak kabul edilmeden önce, bu tür yöntemler için "yeni yenilikçi yöntem" ifadesi " (Yang, 2008) kullanılırdı. İlham veren meta-sezgisel algoritmaların devamında bu araştırmanın tartışılan doğası, parçacıkların kümülatif algoritmasını, karınca kolonisi algoritmasını, arı algoritmasını, ateşböceği algoritmasını, biyocoğrafya algoritmasını ve uyum arama algoritmasını içermektedir.

Bu algoritma ilk olarak Eberhart Kennedy ve  (Eberhart and Kennedy, 1991)tarafından geliştirilmiştir. 1991 yılında tanıtılan bu kavram, parçacıkların kümülatif hareketinin temelini, simülasyonun gösterilmesi gereken toplu bir davranış olarak ifade etmektedir. Kuş ve balık gruplarını taşımak için kullanılır. En yaygın optimizasyon tekniklerinden biri çözeltileri içeren popülasyonda parçacıkların kümülatif hareketidir. Uzayda keşif için araştırılan potansiyel bir konudur. Parçacıkların kümülatif hareketinde, her üye popülasyonunun uyarlanabilir bir hızı (konum değişikliği) vardır. Araştırma uzayı buna göre hareket eder. Ayrıca, her birinin de bir hafızası vardır, bu yüzden ayrıldıkları arama alanında, ulaştıkları pozisyonu en iyi şekilde hatırlamak gerekir. En iyi üye PSO yönteminin en önemli ve çekici yönlerinden biri basitliktir, yani sadece iki denklem içerir, Her parçacığın koordinatlarının iki vektörle ilgili olası bir cevabı temsil ettiği hız ve konumdur. Konum vektörleri ve hız . Her parçacıkla ilişkili iki bağımlı vektör boyutlu arama uzayı sırasıyla ve ifade edilir. Bir dizi parçacıktan oluşan bir kuş topluluğu (cevaplar mümkün) olası bir yanıt alanında oluşturulur ve optimal çözümler aramaya devam ederler. En iyi aramaya göre her parçacığın konumu, parçacığın kendisi, en iyi grup uçuş deneyimi ve hız vektörü korelasyon (1)'e göre zamanlanır:

**Korelasyon 1:**

Burada ve iki pozitif sabittir. Ve , sıfır ile bir arasında düzgün bir dağılıma sahip iki rastgele sayıdır. Boş ağırlıktır. i parçacığının en iyi konumu, bu parçacığın deneyimine göre elde edilir (İlişki 2).

**Korelasyon 2:**

Parçacığın en iyi konumu, grubun genel deneyimine (Korelasyon 3) göredir.

**Korelasyon 3:**

Ve son olarak, tekrarlama indeksidir. Genel durumda algoritmasının süreci, her konum vektörü ve hızı problemin boyutlarına benzer şekilde rastgele başlatılır. Her parçacığın uygunluğu ile ölçülür ve parçacığın en iyi uygunluk değeri olarak saklanır. İlişkilere göre hız ve konum vektörleri her parçacık için hesaplanmıştır. Tanıtılan yöntemin konseptinin basit olması ve kolay uygulanmasına rağmen, diğer yöntemlere göre üstünlüğü birçok farklı uygulama alanında kanıtlanmıştır. Global algoritmada verilen hız değişim bağıntısı aşağıdaki gibi yazılırsa (Korelasyon 4):

**Korelasyon 4:**

İlişkinin sol tarafının aslında parçacığının zamanındaki ivmesini temsil ettiği açıktır (Korelasyon 5):

**Korelasyon 5:**

Sonuç olarak; pozitif sabit sayılar olan  ve ivme katsayıları olarak adlandırılır. Bazı çalışmalarda sırasıyla tanımlama ve sosyal katsayılar olarak bilinirler ve ve göreli esnekliğini belirlerler. Katsayı, , parçacığın en iyi bellek durumundan ne kadar etkilendiğini belirleyen bir katsayıdır ve , parçacığın ne kadar etkilendiğini belirler. Parametresinin değerinin arttırılması, yanıt uzayının aranmasını güçlendirir, böylece her parçacık en iyi konumuna, hareket eder. Ayrıca, parametresinin değerindeki bir artış, varsayılan global değerini minimumun kullanımını destekler.

 Alanında yapılan son çalışmalar, bu algoritma için uygun bir değer olarak 'yi önermektedir. Rastgele sayılar üretmek için ve katsayıları kullanılır. Bunlar sıfır ile bir arasındadırlar, genellikle her iki sayı da tamamen farklı rasgele işlevlerdir ve çoğu uygulamada birbirinden bağımsızdırlar. ve t miktarını değiştirmek için kullanılan streç, rassal olarak belirlenir düzgün bir dağılım içerir. Optimizasyon algoritmasında rasgele sayıların kullanılmasının amacı, parçacık topluluğunun öngörülemeyen davranışının küçük bir bölümünü simüle etmektir.

**2-1. Karınca Kolonisi Algoritması:**

İlk karınca kolonisi optimizasyon algoritması Dorrigo (Dorigo, 1992)tarafından 1992 yılında doktora tezinde sunulmuştur. Orijinal algoritma, bir karınca kolonisinin yuva ve besin kaynağı arasında bir yol arama davranışına dayanan bir grafikte, en uygun yolu bulmayı amaçlıyordu. Birçok sorunu çözmek için temel fikirler sayısal problemlerden geliştirilmiştir. Karınca kolonisi algoritmasının problem çözmede kullanılabilmesi için öncelikle bir sonraki yolda hareket etme olasılığının temel alınarak bir grafik oluşturulması gerekir. Kalite fonksiyonu belirlenir ve bundan sonra feromon miktarı veya her bir kenarın ağırlığı aşağıdaki gibi güncellenir **Korelasyon 6 ve 7**

**Korelasyon 6**

**Korelasyon 7**

 Sırtı boyunca karınca geçme olasılığı *ve j ، Feromon miktarı, (****Feromon****, aynı*[*türün*](https://tr.wikipedia.org/wiki/T%C3%BCr)*üyeleri arasındaki sosyal ilişkileri düzenleyen kimyasal maddedir.*[*Yunanca*](https://tr.wikipedia.org/wiki/Yunanca)*kökenli olan sözcük "*[*hormon*](https://tr.wikipedia.org/wiki/Hormon)*taşıyan" anlamına gelmektedir.)(https://tr.wikipedia.org/wiki/Feromon)).*

*i ve j sırtları ile ilgilidir ، Doksan ile doksan arasındaki mesafe, ve dij'in etkisini kontrol eden parametrelerdir, p feromon buharlaşma katsayısıdır, Lk karıncanın yolunun maliyetidir ve da bir sabittir.*

**2.2.****Ateşböceği Algoritması:**

Ateşböceği algoritması ilk olarak 2008 yılında Yang tarafından sunulmuştur. Yang, aşağıdaki hipotezlere dayanarak ateşböceklerini formüle etmiştir (Yang,2008).

 a) Ateşböcekleri cinsiyetsizdir, bu nedenle bir ateş böceğinin ışığı diğer tüm ateşböcekleri tarafından emilebilir.

b) Çekim, ateş böceğinin ışığıyla orantılıdır ve her iki ateş böceği için de daha az ışık alan, daha fazla ışık alana çekilir.

c) Daha parlak ateş böceği yoksa, ateş böceği rastgele hareket edecektir.

d) Aydınlatma, amaç fonksiyonu ile ilgili olmalıdır. 2009 yılında, bu algoritmanın kuş uçuşu algoritmaları ve genetik algoritma ile karşılaştırılması, bu algoritmanın optimal noktayı bulmak için kullanıldığını belirlemiştir.

2010 yılında Ateşböceği Algoritmasının yaratıcısı, algoritmayı yayınlamış ve bu algoritmayı doğrulamanın yanı sıra çözümüne ulaşma hızını da incelemiştir. Lampyridae (Wikipedia, **Lampyridae**, [Elateroidea](https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Elateroidea&action=edit&redlink=1" \o "Elateroidea (sayfa mevcut değil)) üstfamilyasına bağlı bir hayvan [familyasıdır](https://tr.wikipedia.org/wiki/Familya).) Ailesine ait ateşböcekleri, vücutlarındaki kimyasal reaksiyonlar sonucu olarak kendilerinden ısısız ışık yayma yeteneğine sahiptirler. Bu tür böceklerdeki ışık sistemi, böcekler arasında uyarı sinyalleri göndermek veya zamanla eşleri çekmek için kullanılır.

Bu tür böceklerde yanıp sönen ışığın modeli, böceğin türüne bağlıdır. Böylece erkek veya dişi böcekler, eşlerini çekmek için belirli bir ritimle ışık yayarlar. Bu tür böcekler ayrıca ışık yayma modellerini, gruplar halinde koordine edebilirler. Ateşböceği algoritması F'de, optik iletişimin temel amacı, diğer ateşböceklerini çekmektir. En önemli konular, optimize edilmesi gereken ateşböceklerinden gelen ışık radyasyonunun özellikleri ile ilgilidir. Algoritmanın ana uygulaması sorunları optimize etmektir. Fonksiyonunu maksimize etmenin nihai amacı budur. Bu algoritmada amaç fonksiyonu, basitçe ateşböceklerinin parlaklığı ile orantılı olabilir. Bu algoritmanın optimizasyon süreci, ışık yoğunluğu ve çekiciliğindeki değişiklikleri kullanır.

Bir ateş böceğinin çekiciliği parlaklığa veya yoğunluğa bağlıdır. Amaç fonksiyonundan elde edilen bir ışık belirlenir. En basit durumda, optimizasyon problemleri için amaç fonksiyonunun maksimumu elde edilir, maksimum parlaklık, Eşsiz bir konumundaki bir ateş böceğinin parlaklığı amaç fonksiyonu ile orantılı olmalıdır

**Korelasyon 8**

Bununla birlikte, çekicilik tamamen görecelidir ve bakanın gözünde görülmeli veya diğer ateşböcekleri tarafından değerlendirilmelidir. Bu nedenle çekicilik, ateşböceği ve ateşböceği arasındaki mesafesine göre değişir. Kaynağından uzaklaştıkça ışık şiddeti azalır ve ışık çevre tarafından da emilir bu yüzden çekiciliğin emilim derecesine göre değişmesine izin verilmelidir. En basit durumda, ışık yoğunluğu mesafesi ile sürekli ve üstel olarak değişir. Işık şiddeti değişimlerinin matematiksel ifadesi (Korelasyon 9) bağıntısında verilmiştir.

**Korelasyon 9**

, ilk ışık yoğunluğudur ve , ışık absorpsiyon katsayısıdır. Ateşböceklerinin absorpsiyon hızı, ateşböceklerinin yaydığı ışığın yoğunluğu ile orantılıdır. Bir ateş böceğinin çekiciliği Denklem 10'a göre tanımlanabilir:

**Korelasyon10**

Çekicilik miktarı uzaktan sıfırdır. Ve 'deki ateşböcekleri ve j arasındaki mesafe (Korelasyon 11)'e göre Kartezyen koordinatlardan elde edilebilir.

**Korelasyon11**

 Ateşböceği 'in k. bileşenidir. Bu algoritmada Gece kurtları daha çekici ateş böceklerine geçer. Her adımda, çekilenin daha çekici (daha parlak) kurta doğru yer değiştirmesi (Korelasyon 12) ile belirlenir.

**Korelasyon12**

İlişkinin ikinci kısmı absorpsiyon ile ilgilidir, üçüncü kısmı ise normal dağılımı izleyen rastgele vektör ile değişen rastgeleliktir (Korelasyon 13)

**Korelasyon 13**

Çoğu uygulamada değerler dikkate alınabilir. parametresi, Değişiklik çekiciliği, değeri ise yakınsama hızını ve solucan algoritmasının nasıl davrandığını belirler. Teoride Ama pratikte veya Optimize edilecek sistem tarafından belirlenir. Son olarak olduğunda çekicilik sabittir aslında ışık yoğunluğunun azalmadığını söylemek gibidir. Öyleyse bu nedenle, kuş uçuş algoritmasının belirli bir durumuna karşılık gelen bir optimal noktaya (genellikle genel bir optimum) kolayca ulaşılabilir. , algoritmanın nasıl davranacağını kontrol eder. Aynı yineleme sırasında ayarlanarak birkaç farklı optimal nokta (birden çok optimal nokta varsa) bulmak da mümkündür. Aslında, parametresinin değerini artırarak çekicilik zayıflar, bu nedenle canlılar doğru hareket eder. Yerel optimumlar emilmez. Canlıların salındığı uzayda birkaç optimal nokta varsa, ateş böceği sayısı optimal noktalardan önemli ölçüde fazlaysa, ateş böceklerinin gözünden hiçbir optimal nokta kalmayacaktır.

**2.3. Arı Kolonisi Algoritması:**

Yapay arı kolonisi veya (Artificial Bee Colony) 2005 yılında Karaboğa tarafından sayısal problemleri optimize etmek için tanıtılan, bal arılarının sosyal hayatını temel alan bir meta-keşif algoritmasıdır. Bu araştırmada bu yöntem ABC sembolü olarak anılmaktadır. Yapay arı kolonisi algoritması üç temel bileşenden oluşur: işçi arılar, işçi olmayan arılar ve besin kaynakları.

Bu modelde, olumlu geri bildirim alarak zengin besin kaynakları için yeni bir arı kaşifini işe almak ve olumsuz geri bildirim alarak arılar tarafından zayıf besin kaynaklarını terk etmeyi içeren iki davranışa rehberlik etme yöntemi vardır. Yapay arı algoritmasında koloni, belirli besin kaynaklarıyla ilgili işçi arılar, besin kaynaklarının seçimini izleyen gözlemci arılar ve rastgele kaynak arayan kâşif arılar olmak üzere üç grup arıdan oluşur. Gıda haline gelirler. Gözlemci ve ötücü arıların her ikisi de işçi olmayan arılar olarak adlandırılır. İlk olarak tüm besin kaynaklarının yeri kâşif arılar tarafından keşfedilir, ardından besin kaynaklarının nektarı işçi ve gözlemci arılar tarafından çıkarılır. Bu sürekli sömürü, o kaynağın tükenmesine yol açar. Bundan sonra işçi arılar tekrar daha fazla besin kaynağı aramak için ötücü arılara dönüşürler. Yapay arı kolonisinde, besin kaynağının yeri olası bir cevaptır. Optimizasyon problemi içindir ve besin kaynağının nektar miktarı, ilgili cevabın uygunluğuna karşılık gelir.

İşçi arı veya gözcü arı sayısı, popülasyon çözümlerinin sayısına eşittir. Bu nedenle her arı sadece bir besin kaynağına bağlıdır. İlk adımda, algoritma başlangıçta rastgele dağıtılmış bir yanıt popülasyonu (gıda kaynağı konumları) oluşturur. Populasyon, işçi veya gözetmen arı sayısından oluşur. Her cevap bir vektörüdür. Burada , optimizasyon parametrelerinin sayısıdır. Yapay arı kolonisi algoritmasında, ana döngünün her bir türü şunları içerir:
Üç ana adım vardır. Öncelikle gıda kaynaklarına işçi arılar gönderilir ve kaynaklardaki nektar miktarı değerlendirilir.

Besin kaynakları hakkında bilgi paylaşıldıktan sonra gözlemciler tarafından besin kaynağı alanlarının seçimi yapılır ve yeni besin kaynaklarının nektar miktarı çıkarılarak değerlendirilir. Ardından kâşif arılar belirlenerek olası besin kaynaklarına rastgele gönderilir. Bu adımlar, döngüsünün maksimum tur sayısı olarak adlandırılan belirli bir sayı için tekrarlanır. Yapay gözlemci arı, olasılık miktarına göre besin kaynağı

 Karşılık gelen besin kaynağını seçer. Bu olasılık denklem ile hesaplanır:

**Korelasyon14**

Bu bağlamda , basamaktaki besin kaynağının nektar miktarına karşılık gelen cevabının uygunluk değeridir ve , sayıya eşit olan besin kaynağı sayısıdır.

Arılar işçi veya gözlemcidir. Yapay arı kolonisi hafızadaki pozisyona göre yeni bir aday besin pozisyonu oluşturmak için şu ifadeyi kullanır:

**Korelasyon15**

Yukarıdaki ilişkide: ve Rastgele seçilen göstergeler bulunmaktadır.

Rastgele seçilse de değeri 'den farklıdır sahip. , negatif ile pozitif arasında rastgele bir sayıdır ve komşu gıda kaynaklarının üretimini kontrol eden bir parametredir. Bu ilişkiden, 'in civarında azaldığını görebiliriz, yani ve arasındaki fark, ilk noktanın konumundan sapmanın azalması olduğunda ortaya çıkar. Bu nedenle, arama optimal çözüme yaklaştığında adımların uzunluğu da azalmaktadır. Parametre değeri limiti aşarsa, kabul edilebilir bir değere ayarlanmıştır denilebilir. Bu teknikte, ötüş öncesi arı, denklem 16'yı kullanarak yeni bir besin kaynağı bulabilir:

**Korelasyon16**

Yeni aday kaynağın yeri yani 'nin yeri yapay arı tarafından oluşturulup değerlendirildikten sonra, etkinliği bir önceki yere göre değerlendirilir ve eğer yeni besinin daha fazla nektarı varsa veya önceki konumla aynı miktarda ise öncekinin yerini alır. Hafızada yoksa, bir önceki hafızadadır. Kısacası eski lokasyon ile yeni lokasyon arasında operasyonda açgözlü bir seçim yapılıyor denilebilir. . Genel olarak, arı kolonisi aşağıdaki üç farklı seçim sürecini kullanır:

1. Bu adımda olasılık değerinin hesaplandığı ve gözlemci arılar tarafından olası alanları keşfetmek için kullanıldığı küresel seçim süreci.
2. En iyi kaynağı seçmek için açgözlü seçim yapılır.
3. Kâşif arılar tarafından rastgele bir seçim yapılır.

**2.4.Biyocoğrafya Algoritması:**

Biyocoğrafya, canlı organizmaların coğrafi dağılımının incelenmesidir. Matematiksel biyocoğrafya modelleri, bir türün bir habitattan diğerine nasıl göç ettiğini ve bir türün ortaya çıkışını veya neslinin tükenmesini tanımlar. Canlı türleri için daha uygun olan habitatların habitat uygunluk indeksi daha yüksektir. Konutun kalitesini belirleyen değişkenlere liyakat indeksi değişkenleri denir. Aslında, 'ler bağımsız değişkenlerdir ve 'lerin bağımlı bir değişkenidir.

Yüksek 'lı habitatlar daha fazla tür içerirken, düşük 'lı habitatlar daha az tür içerir. Birinde 'yi artırarak habitat ve tür sayısındaki artış, daha iyi gıda rezervlerine ve daha az nüfusa sahip bir habitat aramak için o habitattan göç etme eğilimi artar. Öte yandan, habitatlar daha az nüfusla, daha fazla göç etme eğilimindedirler. Aslında, zaman habitatına maksimum göç habitatta tür olmamasıdır. Tür sayısı arttıkça habitat daha kalabalık hale gelir ve daha az tür oraya göç edebilir ve λ azalır. Nokta, habitatın sıfır göç ile maksimum sayıda nokta örneğine sahip olacağı 'dir. Göç diyagramına göre, habitatta tür yoksa 'nun sıfır olduğu ve tür sayısındaki artışla bu oranın arttığı açıktır. 'nin maksimumu 'dir ve I'in maksimumu 'dır. Tür sayısı dengesi ve eşit olduğunda S0 bu dengenin yerini gösterir. Dikkate alındığında, habitatta tür olduğunda ve aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Korelasyon 17ve 18):

**Korelasyon 17**

**Korelasyon 18**

Burada ve sırasıyla göç hızı ve türün bulunduğu bir habitatta göç edebilirlik. Özel koşullarda kabul edilebilir. Simon (Simon, 2008) Doğada biyocoğrafya fikrini kullanarak BBO adlı bir algoritma sundu. Bir sorun ve farklı çözümlerden oluşan bir popülasyon olduğunu varsayalım. Her çözüm bir habitat olarak kabul edilebilir. Karar değişkenleri aynı 'lerdir (habitat, kromozomla aynıdır ve 'daki gen ile aynıdır.) Daha önce belirtildiği gibi, 'ler bir habitatın 'sini belirler ve daha fazla 'ye sahip herhangi bir habitat, daha fazla HSI olacaktır. Aslında aynı Diğer algoritmalarda amaç fonksiyonudur. Her çözüm (habitat) için olan özel bir grafik olduğunu ve ile doğrudan ilişkisi olan türlerin sayısını varsayalım. , düşük 'lı bir çözümü temsil eder ve , yüksek'lı bir çözümü temsil eder. , az tür içeren bir habitatı temsil ederken, habitattaki tür sayısı daha fazladır. için için 'den büyük olacaktır. Ayrıca, için için 'den küçüktür. Pmod gibi belirli bir olasılıkla, her çözüm diğer çözüme göre geliştirilebilir. İyileştirme için Si çözümü seçilirse, 'leri değiştirmek için olasılık kararında göç oranı λ kullanılır. 'leri seçtikten sonra Modifikasyon, geçiş oranı, diğer çözümlerle ilgili İyileştirilmiş çözüm seçimi kullanılır ve seçilen çözümden 'ler, Si çözümünden'ler ile rastgele değiştirilir. Tüm çözümlerin (elitizm yokluğunda) her aşamada değiştirildiği, ancak her bir çözümün değişiklik miktarının 'sinin uygunluğu ile ters orantılı olduğu unutulmamalıdır. Dayalı bir düzeltici çözüm seçilmelidir. Olasılık erkek göçü ile orantılıdır. Bu bağlamda Rulet çarkı (( Roulette Wheel: 1. yatay olarak dönen oluklu bir tekerlek; hangi oyuncuların topun hangi slotta duracağına bahse girer. 2. kumar için kullanılan yuvaları olan dönen bir tekerlekten oluşan oyun ekipmanı; oyuncular rulet topunun hangi slotta duracağına bahse girer.) (https://www.seslisozluk.net/roulette-wheel-nedir-ne-demek/))kullanılabilir. 'leri bir çözümden diğerine oldukça benzer şekilde aktarmak uygun olabilir Karar alanının tam olarak aranmasına neden olacak gibi görünmüyor, bu nedenle 'leri değiştirmek için aşağıdaki ilişkiyi kullanmak daha iyidir (Korelasyon 19):

Yukarıdaki ilişkide nin  *Değiştirilmiş çözüm nin*

-de çözüm (düzeltici çözüm), -de SIV, inci çözümdür (düzeltici çözüm) ve kullanıcı tarafından belirlenen sıfır ile bir arasında hiper metriktir. Hastalık, doğal afetler gibi büyük afetler, vb ... bir habitatın HSI'sını büyük ölçüde değiştirebilirler, bu nedenle aniden bir habitatın durumu olumlu veya olumsuz hale gelebilir. Aslında bu fenomen 'daki mutasyonla aynıdır. Geçişten sonraki bu mutasyon (önceki adım) çözümlere rastgele uygulanabilir. Mutasyon, geçişten sonra tek tip veya çan dağılımı gibi bir olasılık dağılımına dayalı olarak 'lere uygulanabilir.

**2.5. Uyum Arayışı Algoritması:**

 Harmoni arama algoritması ilk kez (Geem & Kim & Lognathan, 2001) tarafından 2001 yılında sunulmuştur. Bu algoritma nispeten yeni bir algoritma olmasına rağmen, etkinliği ve avantajları çeşitli programlarda kanıtlanmış ve etkinliğini iyi bir şekilde göstermiştir. Bu algoritmanın tanıtılması ve uygulanmasının üzerinden çok zaman geçmemiş olsa da çeşitli optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Harmoni arama algoritmasını, genetik algoritma , karınca kolonisi, , topluluk optimizasyonu gibi diğer sezgisel ve meta-sezgisel kalıplarla birleştirmek de mümkündür. Parçacıkları da araştırılmıştır. Söylendiği gibi, Armoni arama algoritması, en iyi cevaba ulaşmak için armoni ve armoni amacı ile müzikten esinlenmiştir. Müzikte bu uyumu bulmaya çalışmak, optimizasyon sürecinde optimal koşulları bulmaya benzer. Aslında, niteliksel olarak araştırılan süreçleri niceliksel olarak somut süreçlere dönüştürmek için optimize edilmiştir. Sonuç olarak, güzel bir müzik parçasının çeşitli optimizasyon problemlerini çözmek için dönüştürülmesi şeklinde ifade edilebilir. Bazı ideal kuralları olan bir süreç de denilebilir. Bir armoni bulmak için müzik yapmak gibi. Güzellik, estetik bilimine dayanırken, optimizasyon süreci, problemin amaç fonksiyonuna dayalı olarak, küresel bir cevap bulmaya çalışır. Müzikal doğaçlamada, her müzisyen, birlikte bir armoni vektörü oluşturan olası bir aralıkta her müzikal adımı çalar. Tüm adımlar estetik bilime dayalı iyi ve kabul edilebilir bir armoni üretiyorsa, bu deneyim müzisyenin hafızasında saklanır ve gelecekte daha iyi bir armoni yapma olasılığı artar. Benzer şekilde, mühendislik optimizasyon problemlerinde, her karar değişkeni, bir yanıt vektörü oluşturan ve izin verilen bir alan içinde bir değer atar. Tüm karar değişkenleri iyi ve kabul edilebilir yanıtlara dayanıyorsa problemin amaç fonksiyonunu üretir, bu deneyim değişken hafızada saklanır ve daha iyi cevapların olasılığı artar. Belirli bir müzik aletiyle çalınan bir parçanın estetiği ve kulağa hoş gelmesi temel olarak perde (ses frekansı), rezonans (ses kalitesi) ve salınım aralığı (ses yüksekliği) ile belirlenir. Aslında bahsedilen durumlar estetik değerlendirme çerçevesidir. Çalınan bir müzik parçasıdır. Ses yankılanması, temel olarak, dalgalar biçimindeki ve ses sinyalinin modülasyonu yoluyla harmonik (uyumlu ) (harmonic / November 2021 <https://www.techtarget.com/whatis/definition/harmonic>) içerik ile karakterize edilir; ancak, üretilen armoniler büyük ölçüde çeşitli enstrümanların veya müzik aletlerinin perde ve frekans aralığına bağlıdır. Farklı notaların farklı frekansları vardır. Örneğin, Not 'ün temel frekansı KHz’dir, bu arada kuru ve nemsiz havada ses hızının yaklaşık olmasıdır. ( : Santigrat derece cinsinden sıcaklık). Bu A4 notunun bir dalga boyu vardıroda sıcaklığında . Frekansı değiştirmek için Müzik teorisinde perde genellikle sayısal bir matris olarak temsil edilir. 20 ve 21 bağıntıları şeklindedir.

**Korelasyon 20**

**Korelasyon 21**

Bu, notunun adımı olduğu anlamına gelir. Bu ölçekte, bir ölçüye eşit mutlak bir yarım adım olan . Ölçüye karşılık gelen sekiz nota, her iki notanın frekans oranının 2:1 olduğu gerçeğine yol açar. Böylece, frekansların bir oktavlık müzik notasında Yukarı çıktığında ikiye katlanır veya ikiye katlanır ve aşağı indiğinde yarıya iner. Örneğin, nin frekansı yaklaşık 'dir, 'in frekansı ise 'dir.

Armoni arama algoritmasını açıklamak için bir müzisyenin ideal bir müzik parçası oluşturma sürecini incelemek gerekir. Bir müzisyen bir müzik parçası yaratırken üç seçeneği vardır:

1- Ünlü bir şarkının ve müziğin müzisyenin zihnindeki sırayla aynı sırayla çalınması.

2-Ünlü müziğe benzer bir şarkıyı, orada olanı biraz değiştirerek çalmak.

3-Yeni notalarla tamamen yeni bir müzik parçası yaratmak.

Bahsedilen üç seçeneğe kesin ve özel bir biçim vermek, Game ve arkadaşlarının 2001 yılında aşağıdaki üç karşılık gelen bileşenle oluşturduğu bir optimizasyon sürecidir:

1. Harmoni hafızasını kullanma

2. ses perdesi ayarı

3. Rastgele seçim

Uyum hafızasının kullanımı ve uygulanması çok önemlidir çünkü yeni cevapların ve armonilerin kabul edilip edilemeyeceğini belirler. Bu amaçla, bu belleğin etkin ve verimli kullanımı için, oranı ve miktarına göre incelenen Harmoni belleğinden (, Harmoni belleğinden kabul olasılığı) seçim olasılığını gösteren bir parametre sunulmuştur. Bu oran çok düşük ve sıfıra yakınsa, az sayıda seçilmiş değişken için algoritmanın armoni hafızasında bulunan armoniler seçilir ve yüksek olasılıkla ve bire yakın olan yeni armoninin değişken değerleri arama uzayından rastgele seçilir ve HMCR miktarı çok yüksek ve bire yakın ise, armoni hafızasından seçim yapma olasılığı yüksek olacak ve tüm arama uzayında rastgelelik olasılığı düşük olacaktır. Her iki durumda da algoritma optimal değerlere yakınsamamış veya optimizasyon ve yakınsama çok yavaştır. Tüm arama uzayında armoni belleğinde (yoğunlaştırma) ve rastgele aramada daha yüksek kaliteli değişkenlerin ve çözümlerin kullanımını dengelemek ve yerel optimumdan (çeşitlilik) kaçmak için, aldıkları parametresi için en uygun değeri arasında düşünelim. İkinci operatör, bant genişliği parametrelerine , seçilen değişkende yaratılan maksimum değişiklik miktarı) ve perdesini ayarlama ve değiştirme olasılığına sahip ses perdesi ayarıdır. Bu iki parametre yeni bir armoni (yanıt vektörü) oluşturmak için kullanılır. Aşağıda armoni arama algoritmasının adımları adım adım incelenmektedir:

**1. Amaç fonksiyonu ve algoritma parametrelerinin tanımı :**

Bu algoritma ile çözüme başlamak için öncelikle algoritma parametrelerinin uydurma fonksiyonu belirlenir. Daha sonra sırasıyla sıfır ile bir arasında iki parametre olan parametrelerinin tanımına, değişkenin bellekten alınma olasılığı ve seçilen değişkenin matris belleğinden değiştirilme olasılığına geçilir.

Genellikle, değeri ila civarındadır, bu, uyum belleğinden seçim yapma olasılığının olduğu ve parametresinin yaklaşık arasında bir değer aldığı anlamına gelir, bu da hafif bir değişiklik olasılığının olduğu denk gelir. Harmoni belleğinin seçilen değeri . Matris hafızasından seçilen değişken üzerindeki değişim miktarını belirlemek için bw adı verilen başka bir parametre de tanımlanır ve bu parametreler daha sonra açıklanacaktır.

**3.Bellek Matrisi Oluşturma:**

İkinci adımda, birkaç çözüm veya armoniden bir armoni bellek matrisi oluşturulur. Bu bellek matrisinin genel formu denklem 22'dir:

(Korelasyon 22):

Bu bellek matrisindeki satır sayısı, her satırın rastgele oluşturulmuş bir soruna bir çözüm veya cevap anlamına geldiği HMS sayısıdır. Bu matriste değişken sayısı N'dir.

Bu matris, bir müzisyenin tam olarak onlar gibi çalmayı amaçladığı ünlü müziğin kuralıdır. Her satır bir armoni veya müzik parçası gibidir ve bu armonilerin veya cevapların hiçbirinin mümkün olan en iyi armoni veya cevap olmaması çok muhtemeldir ve bir uydurma işlevi kullanılarak bu çözümlerin her birinin uydurma değeri veya değeri hesaplanır.

**4.Yeni bir çözüm veya uyum üretmek:**

 Genetik algoritma gibi bir uyum veya yeni bir çözüm oluşturmak için birkaç operatöre ihtiyacımız var ve değişkenleri tek tek oluşturuyoruz. Değişkeni için bir değer oluşturmak için önce sıfır ile bir arasında rastgele bir sayı üretiyoruz, bu rastgele sayı ile karşılaştırılıyor ve bundan küçükse i-th değişkeni için bir değer seçiliyor. Bellek matrisi ve sütunundan ve aksi takdirde, değişkeni için arama alanından rastgele bir değer seçilir. Bellek matrisinden bir değer seçilirse, o zaman başka bir rastgele sayı üretilir ve ile karşılaştırılır, rastgele sayı 'dan küçükse, bellek matrisinden seçilen bu değişken aşağıdaki denkleme göre küçük bir değere değiştirilir. Yavaş Matris hafızasından seçilen değişken üzerindeki değişim miktarını belirlemek için tanım adı verilen başka bir parametre (Korelasyon 23) bağıntısına göre yeni değişkenin değerinin elde edildiği görülebilir:

(Korelasyon 23):

**5. Bellek Matrisinin Güncellenmesi:**

 Aynı şekilde bir çözümün veya uyumun tüm değişkenleri oluşturulur ve ardından o uyumun değeri uydurma işlevine göre hesaplanır ve matris belleğindeki en kötü uyum ile karşılaştırılır. Matris hafızasındaki en kötü armoniden daha iyi ise yeni armoni önceki armoninin yerini alır.

**6. Durdurma koşulu:**

Algoritmanın durdurma koşulu birkaç yolla belirlenebilir. Genellikle durma koşulu, istenen optimal değere ulaşmaktır. Diğer koşullar arasında, bellek matrisindeki en iyi uyumun değiştirilmemesi veya belirli bir tekrar sayısına ulaşılması sayılabilir. Bu beş adımı tekrarlayarak algoritma kademeli olarak optimal değerlere yaklaşır ve problemin çözümleri geliştirilir.

Tablo (1)’de meta-sezgisel algoritmaların avantajlarını ve dezavantajları yer almaktadır.

**Tablo-1 Meta-Sezgisel Algoritmaların Avantajları Ve Dezavantajları:**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Algoritmanın adı** | **Yenilikçiler** | **Yıl** | **Avantajlar** | **Dezavantajları** |
| Karınca kolonisi algoritması | Dorrigo- De Caro | 1992 | Paralel sistem- olumlu geri bildirim- hızlı cevap bulma- dinamik problemlerin erken yakınsamasını önleme | Zor teori- bağımsızlık eksikliği- olasılığa dayalı değişikliklerin tekrarı- belirsiz yakınsama süresi |
| Kennedy Kümülatif Algoritması- Parçacıklar  | Abraham | 1995 | Sıra sıfır - karmaşık matematiksel işlemlere gerek yok, yüksek esneklik -Kolay uygulama - hızlı yakınsama - hafızaya sahiptir - bilgi paylaşımı -Bileşenlerin kaldırılması yok | Yerel optimumda kapana kısılmış - nüfus çeşitliliğini azaltıyor |
| Uyum arayışı | Game | 2001 | Nispeten optimal - kolay uygulama - tüm uyumların katılımı - düşük hesaplamalar -Basit konsept - daha az matematiksel gereksinim - daha iyi alan arayışında yüksek esneklik | Yerel optimumda kapana kısılmış - Ayrık problemlerde verimsizlik |
| Arı algoritması | Prof.Dr. Derviş KARABOĞA | 2005 | Optimum çözümde çok verimli- kontrol parametreleri - bilimsel bir alanla sınırlı değil - yüksek yakınsama hızı - yerel minimum çıktı - yüksek esneklik - çok boyutlu problemler - global optimizasyon - kolay teşhis - global ve yerel arama - cevabı bulma olasılığı yüksek | Değişkenlerin koordinasyon sayısı - nicel parametreler- Nüfus büyüklüğüne bağımlılık - nicelemerastgele - birden fazla parametreye sahip olmak - gerekirParametreleri ayarlama - olasılık yöntemini kullanma |
| Ateşböceği Algoritması | Yang | 2006 | Kısıtlamalı ve kısıtlamasız maksimizasyon ve minimizasyon problemleri - kolay ayarlama - birkaç parametre - üyelerin bağımsızlığının çok hızlı yakınsaması - yerel optimumu geçerek - Paralel uygulama - tüm popülasyonun otomatik segmentasyonu - optimizasyon yeteneği-Çoklu kalite - çözümlerde çeşitlilik | Parametreleri belirlemek için kesin bir yöntemi yoktur -Yerel optimumda kapana kısıldı - değişiklik yokAn - en iyi optimali hatırlamamak |
| Biyocoğrafya algoritması | Simon | 2008 | Formüle edilebilecek herhangi bir problemi çözer- problem hakkında bilgi gerekmez -  | Zaman alan hesaplamalar - problem formüle etmemek |

**3. Araştırma Geçmişi:**

Finansal konular alanında ve finansal yönetim açısından meta-sezgisel algoritmalar kullanılarak yurt dışında çalışmalar yapılmıştır.

**3.1. İflas:**

Goletsis ve meslektaşları, (Goletsis, Exarchos, Themis, Katsis &
Cheristos, 2009) iflası tahmin etmede karınca kolonisi sistemlerinin kullanımını araştırmışlardır. Bu araştırmada araştırmacılar, iflas tahmini için sınıflandırma kurallarını türetmek için karınca kolonisi sistemlerini kullandılar. Araştırma sonuçları; karınca kolonisi sistemlerinin yüksek performansının, çoğunlukla kategorileri çıkarma yeteneği ile desteklendiğini göstermiştir.

Wang ve diğerleri, yazdıkları makalede yeni bir yaklaşım önerdiler. 200 şirket üzerinde test yaparak, önerilen karınca kolonisi algoritmasının, iflası tahmin etmede etkili ve doğru olduğunu gösterdiler. Brabazon ve diğerleri çalışmalarında, iflasın ortaya çıkmasından bir yıl önce tahmin etmek için farklı destek vektörü makine öğrenimi, torbalama artırma ve rassal ormanı değerlendirmiş ve sonuçlarında doğrusal denetim analizi, lojistik regresyon ve sinir ağı yöntemleri karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, geleneksel yöntemlere kıyasla teşhis doğruluğunda %10'luk bir iyileşme olduğunu gösterimiştir (Leung & Chenand,2015 ).

**3.2. Optimum Portföy:**

Makoto Kushino ve diğerleri (Makoto, Kushino et al.2006), çalışmalarında optimal portföyü seçmek için kuşların uçuşu algoritmasını kullandı. Bu araştırmanın sonuçları, kuş algoritmasının genetik ve füzyon algoritmalarına göre üstünlüğünü göstermektedir. Faiz için parçacıkların hareketini ve Markowitz (**Markowitz**'e göre, sermaye piyasalarının etkin ve yatırımcıların rasyonel olduğu varsayımıyla yatırımcılar yatırım kararlarını sadece beklenen getiri ve riske göre vermelidirler ve geçmişteki getirilerin standart sapması riskin tek matematiksel göstergesidir.)

Guchen et al modelini genetik algoritma yöntemiyle araştırıp karşılaştırmışlardır. Sonuçlar göstermiştir ki Markowitz modeli olmasına rağmen genetik algoritma ile daha fazla verim gösterirken, parçacıkların kümülatif hareket yöntemi eşit verim ile daha düşük bir risk göstermektedir. Kısıtlı portföy optimizasyon probleminde PSO yöntemi kullanılır. Bu araştırmada, 5 yıllık bir süre içinde dünyanın farklı piyasalarında sınırlı sayıda hisse senedinin haftalık fiyatları seçilmiş ve bu teknikle etkin sınırları çizilmiş ve bu tekniğin portföy optimizasyonunda oldukça başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

**3.3. Hisse Senedi Fiyat Endeksi:**

Gucuken ve diğerleri (Gocuken, M. Ozcualoco,M. Boru, A. Dosdoguru, A., 2016) yaptıkları çalışmada, Borsa İstanbul’da teknik analiz göstergelerini ve genetik algoritmalara dayalı hibrit yapay sinir ağlarını kullanarak fiyat endeksini tahmin etmek için armoni arama algoritmasını kullanmışlardır. Sonuçlar, meta-sezgisel hibrit modellerin tahmin hatasının yapay sinir ağlarından daha düşük olduğunu göstermektedir. Genetik algoritmaya dayalı hibrit sinir ağı modeli ile armoni aramaya dayalı hata kriterlerini karşılaştırarak bir hibrit model geliştirilmiştir. Sonuçta, modelin hata payının, genetik algoritmaya dayalı hibrit modelden daha düşük olduğu belirlenmiştir.

**3.4. Diğer Durumlar:**

Chaim ve diğerleri (Chiam, Tan & Mamun, 2009) çalışmaları finansal hesaplama uygulamaları için kuş uçuşu algoritmasını taklit eden bir model geliştirdiler. Amaçları, hisse senedi fiyatlarının zaman serisini tahmin etmek ve optimal bir portföy oluşturmaktı. Sonuçlar, kuş algoritmasını kullanarak, en düşük tahmin hatasına ve yüksek doğruluğa sahip bir model sağlamanın mümkün olduğunu göstermiştir.

Varlık portföy yönetimi, varlıklara yatırım yapmakla ilgili farklı faaliyetleri içerir. Portföy yönetimi süreci, bireysel yatırımcının risk toleransı veya riskten kaçınma düzeyine göre maksimum beklenen getiriyi elde etmek için çeşitli bir varlık grubunu seçmek için gerçekleştirilir. Portföy yönetimi, hisse senetlerinin bileşimi, portföydeki her hisse senedinin ağırlığı ve portföyün bileşimini değiştirmek için hisse senetlerinin tüm boyutlarının incelenmesi olarak ifade edilebilir. Yatırımcıların varlıklarını yönetmek ve beklenen getiri ve risklerini hesaplamak için kullandıkları iki genel strateji şunlardır:

**1. Pasif Yaklaşım**

Piyasanın etkinliğine inanmak, yatırımcıların içinde bulunduğu pasif bir stratejinin kullanılmasıdır. Hisse senetlerini satın alınır ve muhafaza edilir ve bunlar yalnızca gerektiğinde satılır. Bu strateji, düşük yönetim ve işlem ücretlerine ve sistematik olmayan risklerin ortadan kaldırılması avantajına sahiptir (https://www.investopedia.com/ask/answers/040315/what-difference-between-passive-andactiveportfoliomanagement.asp#:~:text=The%20purpose%20of%20passive%20portfolio,unit%20investment%20trust%20(UIT).

.

**2. Aktif Yaklaşım**

Doğru fiyatlanmayan hisse senetlerini alıp satarak daha fazla kar elde edebilirsiniz.

Finansal piyasalar daha etkin hale geldikçe aktif olmayan portföy yönetiminin önemi gün geçtikçe artmaktadır. Artmış ve bu alanda daha fazla araştırma yapılması ihtiyacı daha fazla hissedilmektedir. Araştırmada, gelecekte, istenen betaya girerek, iyileştirilmiş endeks fonlarının performansını artırmak mümkündür Ancak konsantrasyon portföyünün optimal betasının modellenmesi geleneksel modelin sınırlamaları veya performansının iyileştirilmesi açısından olumsuz etkiler taşımaktadır. (<https://www.investopedia.com/ask/answers/040315/what-difference-between-passive> andactiveportfoliomanagement.asp#:~:text=The%20purpose%20of%20passive%20portfolio,unit%20investment%20trust%20(UIT).

**Çıkarımlar :**
 Diğer meta-sezgisel algoritmaları kullanarak hisse senedi portföyünü oluşturma ve optimize etme

Simüle edilmiş soğutma, emperyalizm, arılar ve...

 Borsa veya sektör ayrımı gibi diğer istatistik topluluklarını dikkate alarak sorunu çözmek.

 Modele risk ve getiriye ek olarak piyasa değeri ve... gibi yeni hedefler eklemek

 En büyük 50 anonim şirketten daha fazlasını kullanarak örneklem büyüklüğünü artırmak

**4. Algoritmaların Finansal Konularda Uygulanması:**

Meta-sezgisel algoritmalara dayalı sistemler, farklı risklerin olasılık derecesini değerlendirmek için daha tutarlı kurumsal standartlar kullanma olasılığını artırmıştır. Taahhüt sistemlerinin satın alınması için gerekli olan bilgi tabanı, risk seviyesi değerlendirme tekniklerinin yanı sıra güvenlik ekipmanı ve riski azaltmak için alınan önlemler hakkında sektöre özel bilgileri içerir. Ayrıca bu algoritmalar, gelecekteki olası tazminat talepleri için mevcut gelirin ne kadarının ayrılması gerektiği gibi tartışmalarda bilinmeyen taleplere yanıt vermek için kaynakların kapsamlı ve tutarlı bir şekilde tahsis edilmesi için bir araç olarak kullanılabilir. Bankalar ayrıca müşterilerine çeşitli ihtiyaç kredileri, konut kredileri ve kredi limitleri sunmaktadır. İlave olarak havale ve para transferi hizmetleri, döviz alım satım işlemleri ve diğer bankacılık işlemleri de meta-sezgisel algoritmalara dayalı sistemler kullanılarak yapılabilir. Yönetim çalışmalarının başlangıç ​​ve dönüm noktası stratejik planlama ise o zaman bu sistemlerin önemi daha da netleşecektir. Son yıllarda üretim endüstrilerinin karmaşıklığının artması ve daha fazla verimlilik ihtiyacının oluşması; daha kısa ürün yaşam döngüsü, daha yüksek esneklik, daha yüksek ürün kalitesi, müşteri memnuniyeti ve beklentilerini daha düşük maliyetle karşılayan üretim operasyonlarını gündeme getirmiştir. Finansal kurumlarda beklenen bilgilerin izlenmesi ve dolandırıcılıkların tespiti için uzman sistemler kullanılmaktadır. Ayrıca işlenecek bilgi miktarının çok fazla olduğu durumlarda, uzman sistemler çok faydalı olabilir. Bu sistemler, çok sayıda istekten sorumlu bir denetçi gibi yapılanabilir. .

**5. Tartışma ve Sonuç:**

Bu makalede, doğadan ilham alan bazı yenilikçi algoritmaları, arka planlarını ve finans alanındaki uygulamaları araştırılmıştır. Finans alanında faaliyet gösteren firmaların sorunlarına ilişkin kapsam ve karmaşıklıklarına göre meta-sezgisel algoritmalar önemli göstergelerden biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Popülasyonlar, bir optimumu örneklemek, keşfetmek ve araştırmak için birlikte kullanılan bir dizi çözüm (popülasyon) sağlayan stokastik meta-sezgisel algoritmalardır. Bu tür algoritmalar, gürültülü performans değerlendirmeleri ve birçok genel (çok yönlü) optimuma sahip olabilecek daha zorlu nesnel problemler için tasarlanmıştır ve diğer yöntemleri kullanarak iyi bir çözüm bulmanın zor veya hatta imkansız olduğu ifade edilebilir. Bu vizyondan hareketle, çözümlerin toplanması, çalışmayı ilginç kılmıştır.

Yazılım sistemlerinin kullanımın artmasında bilgi yönetimi ve analizi önemli bir rol oynar. Hızı artırmanın yanı sıra, bu algoritmalar analizde doğruluğu önemli ölçüde artırır. Bu yeni yöntemlerin her kurum ve şirket tarafından kullanılması verimliliği ve performansı artıracak ve sonuç olarak bu alandaki aktivistlerin sayısı da artacaktır. Bu yöntemler diğer finans ve muhasebe konularında tamamlayıcı yöntemler olarak kullanılabilir ve sorunları en kısa sürede çözmek için güvenilir yöntemler olarak tercih edilebilir. Çalışma ve incelemelerin sonuçları, bilgi sistemlerinde özellikle finans sektörlerinde doğadan ilham alan meta-sezgisel yöntemlerin kullanımının her geçen gün arttığını ve birçok şirket ve grubun bu amaca ulaşmak için faaliyetlerini geliştirdiğini göstermiştir. Ayrıca finansal tahminde bu algoritmaları klasik yöntemlerle karşılaştıran çalışmaların sonuçları, bu algoritmaların gücünün daha yüksek olduğunu göstermektedir. Sonuç olarak bu algoritmaların kullanılmasının hem borsa yöneticileri hem de borsa yatırımcıları için daha iyi sonuçlar vereceği söylenilebilir.

**6. Kaynaklar:**

A. Roli & M. Sampels (Eds.), Hybrid Metaheuristics (pp. 1-30). Berlin: Springer-Verlag.

Blum, C., & Roli, A., (2008), Hybrid Metaheuristics: An Introduction. In C. Blum, M. J. e. B. Aguilera,

Brabazon A., O’Neill M. (2009) Natural Computing in Computational Finance. Studies in Computational Intelligence, (185).

Brabazon, A. O’Neill, M., (2006), Biologically Inspired Algorithms for Financial Modelling. Springer-Verlag

Berlin Heidelberg, Germany. Leung, M. t., Chen, A. S., and DAOUK, h., (2015),
Application of neural networks to an emerging financial market: forcasting and trading the Taiwan
stock index. www.ssrn.com.

Chase and J. K. Shim, (1991), “Artificial intelligence and big six accounting: A survey of the current uses of expert systems in the modern accounting environment”. Computers & Industrial Engineering, 21(1-4), 205-209.

Chiam& Tan& Mamun, 2009. The imitative pattern of the flight algorithm/ https://ieeexplore.ieee.org/document/5410215

Chiam, S., Tan, K.,&Mamun, A., (2009), A memetic model of evolutionary PSO for computational finance
applications. Expert Systems with Applications, (36), 3695-3711.

Cura, T, (2009), Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. Nonlinear Analysis: Real
World Applications, 2396-2406.

Dorigo  [M](file:///C%3A%5CUsers%5Caylinerdogdu%5CDesktop%5C%C3%96rg%C3%BCtlerin%20Y%C3%B6netimi%202%5CM).,(1992) PhD thesis <https://en.wikipedia.org/wiki/Ant_colony_optimization_algorithms>

Eberhart and Kennedy(1995), Particle Swarm Optimization - Neural Networks, 1995 0-7803-27683/95/$4.0001995 IEEE.https://www.cs.tufts.edu/comp/150GA/homeworks/hw3/\_reading6%201995%20particle%20swarming.pdf

Geem Z.W, Kim J.H, Lognathan G.V., (2001), A new heuristic optimization algorithm, harmony search. Simulation, 76,60-68.

Gocuken, M. Ozcualoco,M. Boru, A. Dosdoguru, A., (2016), Integrating Metaheuristics and Artifitial Networks for improved StockPrice Prediction. Expert Systems With Applications, doi:10.1016/ j. eswa.

Goletsis, Y., Exarchos P., Themis, Katsis, Cheristos, (2009), Can Ants Predict Bankruptcy? A Comparison
of Ant Colony Systems to Other State-of-The Art Computational Methods. New Mathematics and Natural Computation, 5(3), 571-588.

Gocüken, M. & Ozcüalõcõ, M. & Boru, A. & Dosdogùru, A., (2016), Integrating Metaheuristics
and ArtiÞcial Neural Networks for improved Stock Price Prediction, Expert Systems With Applications,
doi: 10.1016/j.eswa.2015.09. 29

Goldwater and T. J. Fogarty., (1994) “Expert System Driven Accounting Education: A Summary of Empirical Findings on the Reduction of Professorial Control”.

<https://www.investopedia.com/ask/answers/040315/what-difference-between-passive-andactiveportfoliomanagement.asp#:~:text=The%20purpose%20of%20passive%20portfolio,unit%20investment%20trust%20(UIT)>.

<https://www.investopedia.com/ask/answers/040315/what-difference-between-passive-andactiveportfoliomanagement.asp#:~:text=The%20purpose%20of%20passive%20portfolio,unit%20investment%20trust%20(UIT)>.

<https://www.seslisozluk.net/roulette-wheel-nedir-ne-demek/>

<https://www.techtarget.com/whatis/definition/harmonic>

<https://tr.wikipedia.org/wiki/Feromon>

<https://tr.wikipedia.org/wiki/Lampyridae>.

<https://tr.wikipedia.org/wiki/Harry_Markowitz>

Konar, A., (2005), Computational Intelligence: Principles, techniques.Berlin: Springer.

Kumar S., Thulasiram R.K., Thulasiraman P., (2009), Ant Colony Optimization for Option Pricing. In:

Leung & C. Daouk, (2015). https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5580023

Makoto, Kushino et al.(2006). https://www.nature.com/articles/nn1268

Malizia, K. A. Olsen, T. Turchi and P. Crescenzi, (2017), “An ant-colony based approach for real-time implicit colla collaborative information seeking”. Information Processing & Management, 53(3), 608-623

Simon D., (2008) Biogeography-Based Optimization. Senior Member, IEEE. <https://academic.csuohio.edu/simond/bbo/BBO_Simon.pdf>

Toskari, M., (2009), Estimating the net electricity energy generation and demandusing the ant colony
optimization approach”; <http://www.sciencedirect.com>. Energy Policy, Vol.37, Issue 3, pp. 1181-1187

Yang, X. S., (2008), Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms. Luniver Press,. *[Luniver Press](https://fa.wikipedia.org/w/index.php?title=Luniver_Press&action=edit&redlink=1" \o "Luniver Press (صفحه وجود ندارد)).*[*ISBN*](https://fa.wikipedia.org/wiki/%D8%B4%D9%85%D8%A7%D8%B1%D9%87_%D8%A7%D8%B3%D8%AA%D8%A7%D9%86%D8%AF%D8%A7%D8%B1%D8%AF_%D8%A8%DB%8C%D9%86%E2%80%8C%D8%A7%D9%84%D9%85%D9%84%D9%84%DB%8C_%DA%A9%D8%AA%D8%A7%D8%A8)[*978-1-905986-10-1*](https://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%88%DB%8C%DA%98%D9%87%3A%D9%85%D9%86%D8%A7%D8%A8%D8%B9_%DA%A9%D8%AA%D8%A7%D8%A8/978-1-905986-10-1)*.*