

Kararsız market koşullarında genetik algoritma ile sınır tenörleri optimizasyonu

Erhan ÇETİN*¹,

¹ Dicle Üniversitesi, Maden Mühendisliği Bölümü, Diyarbakır

Makale Gönderme Tarihi: 05.02.2016

Makale Kabul Tarihi: 04.05.2016

Öz

Sınır tenörleri optimizasyonu, maden yataklarının değerlendirilmesinin temel bir konusudur. En geniş anlamıyla sınır tenörü; madeni işletme, yerinde bırakma, cevher tesisine gönderme veya atık sahasına boşaltıma şeklinde karar vermede araç olarak kullanılan tenör oranıdır. Bir maden sahasına uygulanacak sınır tenörü meselesine geleneksel yaklaşım, gelirin maliyeti karşıladığı tenör oranının statik bir sınır tenörü şeklinde maden yatağının ömrü boyunca uygulanması şeklindedir. Bu yaklaşım, paranın zaman değerini göz ardı etmekte ve maden yatağının en karlı şekilde değerlendirilmemesine neden olmaktadır. Maden yatağının ömrü boyunca statik bir sınır tenörü tayini yerine optimum bir sınır tenörleri silsilesi uygulaması, işletmenin indirgenmiş karını artırabilmektedir. Maden yataklarının değerlendirilmesinde, optimum sınır tenörleri tayini çok önemli; ancak, çözümü kolay olmayan bir problemdir. Bu çalışmada, geniş çaplı optimizasyon problemleri için uygun bir ortam sağlayan genetik algoritma kullanılarak, optimum sınır tenörleri tayini yapılmıştır. Sınır tenörü optimizasyonu genel anlamıyla irdelenmiş, genetik algoritma optimizasyon yöntemi hakkında detaylı bilgi verilmiş ve genetik algoritmanın sınır tenörü optimizasyonuna uygulanması amaçlı geliştirilen bir bilgisayar programı tanıtılmıştır. Ayrıca, örnek bir maden yatağı ile ilgili veriler kullanılarak, bu yazılım test edilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Bu çalışma sonucunda, optimum sınır tenörlerinin belirlenmesinde cari satış fiyatı kullanılarak yapılan geleneksel yaklaşımlar değerlendirilmiş ve bu konuda Lane'in geliştirildiği ve sınır tenörleri optimizasyonu için sıkça kullanılan algoritma geliştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Genetik algoritma; Sınır tenörü; Kararsız market koşulları; Optimizasyon;

Giriş

Sınır tenörleri, maden yataklarının değerlendirilmesinin önemli bir yer tutmaktadır. Sınır tenörleri, cevher ile yan kayacı ayırmada kullanılır. Bir maden bloğunun ortalama tenörü sınır tenörünün üzerinde ise, cevher kabul edilir ve çıkarılıp cevher işleme tesisine gönderilir. Maden bloğunun ortalama tenörü sınır tenörünün altında ise, kullanılan maden işletme yöntemine bağlı olarak, mümkünse yerinde bırakılır, değilse çıkarılıp döküm sahasına boşaltılır. Maden işletmelerinde genellikle gelirin maliyeti karşıladığı tenör oranını, statik bir sınır tenörü şeklinde, maden yatağının ömrü boyunca uygulananır. Ancak bu yaklaşım, paranın zaman değerini göz ardı etmekte ve maden yatağının en karlı şekilde değerlendirilmesine engel olmaktadır. Yüksek tenörle çalışma imkanı varken düşük sınır tenörü ile çalışmanın getirdiği fırsat maliyeti ile birlikte paranın zaman değeri, maden işletmesinin ilk yıllarında yüksek sınır tenörleri ile sonraki yıllarında ise düşük sınır tenörleri ile çalışmanın avantajlı olduğunu kesin bir şekilde açıklamaktadır. Maksimum net bugünkü değerin elde edilmesi için, azalarak değişen bir sınır tenörleri silsilesi uygulaması gerçekleştirilmelidir. Maden yatağının ömrü boyunca statik bir sınır tenörü tayini yerine optimum bir sınır tenörleri silsilesi uygulaması, işletmenin indirgenmiş karını artıracaktır. Maden yataklarının değerlendirilmesinde, optimum sınır tenörleri tayini çok önemlidir. Madencilikte sınır tenörü tayini, cevher ile yan kayacı birbirinden ayıran temel kriter olduğundan, madencilikğin önemli bir konusudur. Bir maden işletmesinin karı sınır tenörleri silsilesinin ve ona bağlı olarak üretim miktarının bir fonksiyonudur. Bu sınır tenörleri değiştiğinde işletme karı değiştiği için, karın optimizasyonu için optimum sınır tenörleri silsilesinin belirlenmesi gerekmektedir. Özellikle metalik maden işletmelerinde kar optimizasyonu, en iyi sınır tenörü politikası ile mümkündür. En yaygın kullanılan sınır tenörü optimizasyonu kriteri, en yüksek indirgenmiş karıdır. En yüksek indirgenmiş kar hedefi ancak,

madencilik operasyonunun ilk üretim dönemlerinde yüksek bir sınır tenörü uygulaması, müteakip üretim dönemlerinde ise sınır tenörlerinin kademeli olarak azaltılması ile mümkündür (Henning, 1963; Lane, 1964; Dowd, 1976).

Genetik algoritmalar, genetik bilimi kanunlarından kaynaklanan bir arama yöntemi kullanan stokastik algoritmalar. Genetik algoritmanın temel prensipleri ilk olarak Holland (1975) tarafından öne sürülmüştür. Bu yöntemde, bir nüfusun bireyleri kromozomlar olarak gösterilmekte ve bir dizi genetik işlemler uygulanmaktadır. Genetik algoritmalar, arama yöntemleri biyolojik genetik ve doğal evrim prensiplerinden kaynaklanmış, stokastik algoritmalar. Herhangi bir problemin potansiyel cevabının bir birey olduğu ve bu bireyin bir dizi parametreler ile ifade edilebilirliği kabul edilmektedir.

Sınır tenörleri optimizasyonu için kullanılan girdiler arasında, cevher satış fiyatı en kararsız olanıdır. Bir malın tahmini gelecek değerleri yerine bugünkü satış fiyatının kullanılması, en iyi net bugünkü değere ulaşmayı feda edebilir. Bu nedenle, kullanılacak sınır tenörlerini bulmak için, bir cevherin kararsız satış fiyatlarının algoritmaya eklenmesi gerektiği bu çalışmada göz önünde bulundurulmuştur.

Bu çalışmanın hedefleri, kararsız market koşullarında optimum sınır tenörleri silsilesi tayini için, genetik algoritma yardımı ile, genel bir yöntem ve yazılım geliştirmek, ve geliştirilen bu yöntemin performansını değerlendirmektir.

Sınır Tenörleri Optimizasyonu

Madencilikte sınır tenörleri, cevher ile yan kayacı ayırmada temel araç olarak kullanılır. Günümüzde Lane (1964, 1988), yaptığı çalışmalarla, sınır tenörleri teorisinin öncüsü olarak kabul edilmektedir. Kapsamlı bir ekonomik teori sunmuş ve optimum sınır tenörlerini belirlemek için bir algoritma geliştirmiştir. Lane'in, Net bugünkü Değer için

temel denklemi aşağıdaki gibidir:

$$v = (p - k) * x * y * a - x * h - m - (f + F) * t \quad (1)$$

burada;

- v*: net bugünkü değer,
p: birim satış fiyatı,
k: pazarlama/rafineri birim maliyet,
x: cevher/toplam rezerv oranı,
y: rafineri cevher kazanım oranı,
a: ortalama tenör,
h: cevher işleme birim maliyet,
m: maden işletme birim maliyet,
f: sabit maliyet,
F: fırsat maliyeti,
t: maden ömrü.

Fırsat maliyetinin formüle dahil edilmesi, azalarak değişen bir sınır tenörleri silsilesinin gerçekleşmesini sağlar.

Cetin ve Dowd (2002) polimetalek yataklarda optimum sınır tenörleri bulmak için genetik algoritma yöntemini kullanmıştır. Geliştirdikleri yazılım üç minerale kadar çoklu maden yataklarına uygulanabilmektedir.

Genetik algoritma ile optimizasyon

Giriş

Genetik algoritmalar, genetik bilimi kanunlarından kaynaklanan bir arama yöntemi kullanan stokastik algoritmalarlardır. Genetik algoritmanın temel prensipleri ilk olarak Holland (1975) tarafından öne sürülmüştür. Bu yöntemde, bir nüfusun bireyleri kromozomlar olarak gösterilmekte ve bir dizi genetik işlemler uygulanmaktadır. Genetik algoritmalar, arama yöntemleri biyolojik genetik ve doğal evrim prensiplerinden kaynaklanmış, stokastik algoritmalarlardır. Herhangi bir problemin potansiyel cevabının bir birey olduğu ve bu bireyin bir dizi parametreler ile ifade edilebilirliği kabul edilmektedir.

Genetik algoritmanın genel çerçevesi genetik biliminden alınmıştır. Doğada, her canlı varlığın her bir hücresi, o hücrenin DNA'sını oluşturan kromozomlara sahiptir. Kromozomlar, bir canlı organizmanın karakter farklılaşmasını kontrol

eden genleri oluşturur. Genetik algoritmada, bir problemin potansiyel çözümüne birey yahut kromozom denir. Bireyler nüfusu oluşturur. Nüfus ise, genetik algoritmada, çözümler toplamını ifade eder. Eşleşme, mutasyon, üreme gibi genetik işlemler de genetik algoritmada kullanılmaktadır.

Genetik algoritmalar, özellikle geniş çaplı optimizasyon problemlerinin çözümü için uygun bir ortam sağlamaktadır. Probabilistik algoritmalar sınıfında olduğu halde, rastgele sayı üretimi temelli algoritmalarından farklıdır. Genetik algoritmalar, mutasyon gibi, yerel optimum noktalardan kolaylıkla kaçabilecek genetik operatörlere sahiptir. Genel bir genetik algoritma akım şeması Şekil 1 de görülmektedir.

Genetik Algoritmanın Temel Elemanları

Kodlama

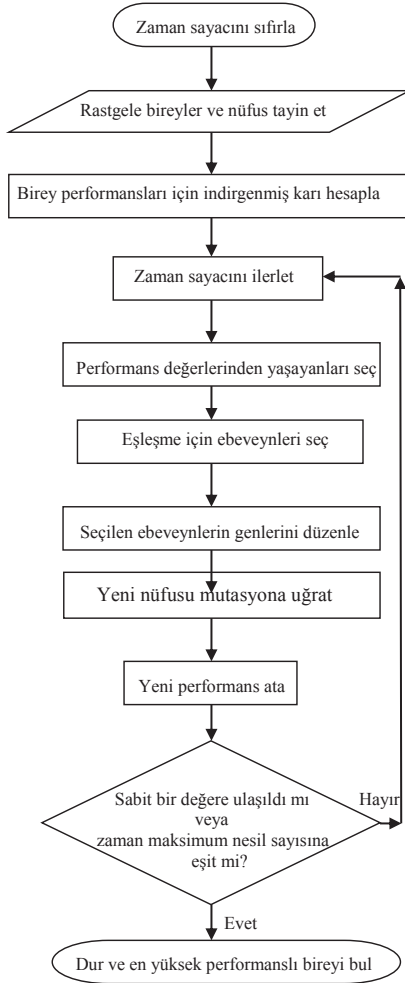
Genetik algoritma, problem çözümlerinin temsili ifadelerini kullanır. Temsili ifade, bireyle ilgili tüm bilgileri barındıran bir şerittir. Bu şerit, sabit bir uzunluğa sahiptir ve kromozom yahut birey olarak adlandırılır. Şeridin uzunluğu, problemin yapısına bağlıdır. Şerit, ondalık sayılardan oluşabilir. Ancak, ikili sayı sistemi uygulaması en yaygın olarak kullanılan yöntemdir.

İkili sayı sisteminden oluşan şeridin ifade ettiği gerçek değere ulaşmak için, ikili sayılar ondalık sayıya çevrilerek, bu ondalık sayıya karşılık gelen gerçek değer kolaylıkla bulunur.

İkili sayı sisteminden oluşan bir birey oluşturmak için başlangıçta o bireyin (şeridin) tüm haneleri rastgele üretilen sayılar yardımıyla oluşturulur.

Nüfus

Genetik biliminde bireyler nüfusu oluşturur. Nüfus ne kadar büyük olursa optimumu arama alanı daha fazla yayılır. Dolayısıyla, optimuma erişme ihtimali artar. Ancak, nüfus büyüklüğü, genetik algoritma temelli bir bilgisayar programının hızını olumsuz yönde etkiler.



Şekil 1. Genetik algoritma akım şeması

Evrim

İkili ve ondalık sayılardan oluşan şeritlerden meydana gelen bir nüfusun oluşturulmasından sonra, evrim süreci devreye girer. Her bir bireye bir güçlülük değeri atanır.

Seleksiyon

Daha güçlü değere sahip iyi bireyler bir seleksiyona tabi tutularak seçilirler. Her bir nesil mevcut nüfus içerisinde yeni bireyler üretir.

Seleksiyon, mevcut nüfusun her bir bireyinin, yeni bir nüfus oluşturmak üzere kaç defa kopyalanması gerektiğine karar verilmesi işlemidir. Bu işlem, daha iyi yahut daha güçlü bireylerin evrim sürecinde daha fazla üreme şansına sahip olması anlamına gelen doğal seleksiyon işlemine benzemektedir. Seleksiyon işlemi, herhangi bir bireyin, yeni bir nüfus oluşturulduğunda, kaç defa kopyalanacağını belirlenmesi şeklinde ifade edilebilir. Seleksiyon işlemi deterministik veya probabilistik olabilir.

Deterministik seleksiyonda, güçlü bireyler, zayıf bireylere nazaran daha fazla yeni nesil üretirler. Çok güçsüz bireylerin neslini devam ettirme şansı yoktur. Deterministik seleksiyon sonucu zayıf bireyler elimine edilir ve hızlı bir şekilde bir optimuma ulaşılır.

Probabilistik seleksiyonda ise, güçlü bireylerin zayıf bireylere nazaran yeni nesil üretme şansları daha fazladır, ancak kesin değildir. Genetik algoritmada en yaygın olarak kullanılan seleksiyon yöntemi olan rulet masası seleksiyon yöntemidir. Bu yöntemde, zayıf bireylerin de az da olsa yeni nesil üretme şansları olduğu halde, güçlü bireylerin yeni nesil üretme şansları nispeten daha fazladır. Bireyler, rulet masasında, güçleri nispetinde bir yere sahiptir. Üretilen rastgele sayılar sonucuna göre yeni nesle karar verilir. Bu şekildeki bir probabilistik seleksiyon sonucunda optimuma daha yavaş bir şekilde ulaşılabilir, ancak arama alanı daha geniştir. Zayıf bireyler direk elimine edilmez, zamanla elimine olmaları beklenir.

Genetik algoritmalara uygulanabilecek başka parametreler de vardır. Filtreleme bunlardan biridir. Bir nüfusu oluşturan bireylerin güçlülük değerleri eğer yeterince farklı ise filtreleme gibi bir işleme gerek yoktur. Ancak, bireylerin performans değerleri birbirine yakın ise, ki nesiller ilerledikçe bu sonuç kaçınılmazdır, iyi nesiller zamanla etkinliklerini kaybederler. Filtreleme, bu durumda iyi nesillerin etkinliklerini artırıcı bir etki yapar. Bu filtreleme işlemi, genellikle tüm bireylerin performans

değerlerinden aynı numaranın çıkarılması ile yapılır. Sadece 2 bireyden oluşan bir problem ve bireylerin performans değerlerinin de 584 ve 586 olduklarını varsayalım. Bu bireylerden sadece bir tanesi rastgele seçilirse, birinci bireyin seçilme olasılığı %49.9, ikinci bireyin seçilme olasılığı ise %50.1 olur. Bu bireylerden birinin performansının diğerinden yüksek olduğu açıktır. Seçilme işlemi deterministik bir algoritma ile yapılmış olsaydı, ikinci bireyin seçilme olasılığı %100 olacak idi. Ancak, probabilistik bir seçme işleminde, ikinci bireyin seçilme olasılığı sadece %50.1'dir. Bu, her iki bireyin de seçilme olasılıklarının hemen hemen aynı oldukları sonucunu verir. Genetik algoritmalarda kullanılan filtreleme işlemi kullanılarak, bu durum tolere edilebilir. Söz konusu bireylerin performans değerleri, bu değerlerden 580 çıkarılarak filtrelenirse, birinci bireyin seçilme olasılığı %40, ikinci bireyin seçilme olasılığı ise %60 olacaktır. Bu durumda, performansı diğerine göre daha yüksek olan ikinci bireyin seçilme şansı yeterince artmış olacaktır.

Genetik algoritmalarda, performans iyileştirilmesinde kullanılan başka bir parametre de elitist seçimdir. Deterministik Genetik algoritmada, nesiller ilerledikçe, en iyi bireyi kaybetme riski her zaman için vardır. Bunu önlemek, elitist bir yaklaşımla mümkündür. Elitist seçim işlemi sonucu, en iyi birey yahut bireyler, her bir değerlendirme aşamasında gelecek nesillere değişmeden aktarılabilirler (Zalzala and Fleming, 1997).

Genetik Operatörler

Genetik algoritmalarda, doğada olduğu gibi, temelde iki türlü genetik operatör vardır; çaprazlama ve mutasyon.

Çaprazlama

Çaprazlama, yeni kromozomların üretimi için kullanılan temel operatördür. Doğadaki canlıların eşeyli üreme işleminin taklit edilmesidir. Bir ebeveyn bir araya gelir, ve anne babanın genlerinin çaprazlanması sonucu, iki yavru oluşturur. Yaygın olarak kullanılan çaprazlama yöntemleri, tek nokta çaprazlama,

çift nokta çaprazlama, n-nokta çaprazlama ve nokta çaprazlamadır (Green, 1999).

Ebeveynler, performansa göre tayin edilmiş bir çaprazlama olasılığı dahilinde rastgele seçilen bireyler arasından seçilir.

Mutasyon

Doğada, yeni nesiller üretmek için yapılan DNA kopyalanması işleminde bazen hatalar olabilmektedir. Mutasyon denen bu hatalar, genellikle, bireyin performansı açısından iyi bir etkiye sahip değildir. Ancak bazen, bireyin performansını artırıcı iyi özellikler edinmesini sağlayabilir, ve bu özellik sonraki nesillere de geçebilir. Mutasyon, türlerin evriminde çok önemli bir araçtır. Zira, mutasyonsuz bir doğada, teorik olarak, evrim ortamının oluşması mümkün değildir. Mutasyonsuz bir genetik algoritma işleminde, arama alanı çok dar olacağı için, büyük ölçekli problemlerde optimum çözüme ulaşmak neredeyse imkansızdır.

Genetik algoritmalar, diğer probabilistik arama yöntemlerinden, kullanılan arama yöntemi açısından, çok farklıdır. Bu yöntemde arama işlemi, üretilen rastgele sayılar aracılığıyla bir nüfus (çözüm kümesi) oluşturulması ve bu nüfusu oluşturan bireylerin birbirleriyle ilişkileriyle ilgilidir. Arama alanı, mutasyon sayesinde genişlemekte, çaprazlama sayesinde ise derinleşmektedir. Genetik algoritmanın temelinde, optimum noktaya odaklanana kadar veya önceden belirtilmiş makul bir nesil sayısına ulaşına kadar, çözüm kümesini oluşturan bireylerin zaman içerisinde yavaş yavaş evrimleşerek güçlenmeleri, performanslarının iyileşmesi düşüncesi yatmaktadır.

Çaprazlamada olduğu gibi, mutasyon noktaları da rastgele üretilen sayılar yardımıyla tespit edilmektedir.

Kararsız Market Koşulları

Sınır tenörleri optimizasyonu için kullanılan girdiler arasında, cevher satış fiyatı en kararsız olanıdır. Küresel pazarda bir cevherin satış fiyatındaki herhangi bir değişiklik, yapılan tüm ekonomik değerlendirmeleri boşa çıkarmış olur.

Bu durumda, mevcut piyasa şartlarına göre planların yeniden gözden geçirilmesi, yenilenmesi gerekir. Temelde, kimse fiyatların gelecekte ne yönde değişeceğini bilemez; ancak, tahmin edebilir. Tüm duyarlılık ve risk analizleri, girişimcileri tahmini riskler hakkında bilgilendirmek amacıyla yapılır. Risk faktörü, bir maden işletmesinin riskleri hakkında girişimcilere bir fikir verir; fakat, optimizasyon hesaplamalarını etkilemez. Ancak, piyasa fiyatı değişikliklerinden sonra, optimum yeniden düzenlenmek zorundadır. Duyarlılık ve risk analizleri girişimcilikte karar vermek için iyi araçlar olmalarına rağmen kararsız piyasa koşulları altında optimum sınır tenörleri politikası hakkında herhangi bir ipucu vermez. Daha iyi bir maden planı yapmak için, bir optimum yıllık dinamik sınır tenörleri sorununu çözmek gerekir ve bu da kararsız market koşullarını dikkate almayı gerektirir. Bu durum, bir projenin kabulü veya reddi konusunda karar verme ile ilgili değildir. Ama en iyi sınır tenörlerini mümkün olduğunca en doğru bir şekilde bulmak ile ilgilidir. Bu nedenle, kullanılacak sınır tenörlerini bulmak için, bir cevherin kararsız satış fiyatlarının algoritmaya eklenmesi gerektiği bu çalışmada kabul edilmiştir. En iyi sınır tenörleri silsilesi bulunmadan, en fazla geliri elde etmek mümkün değildir. Bir malın tahmini gelecek değerleri yerine bugünkü satış fiyatının kullanılması, en iyi net bugünkü değere ulaşma hedefini yok edebilir.

Geleceğin tahmin edilmesi için geçmişe müracaat edilmesi gerekir. Geçmiş piyasa fiyatları, gelecekteki fiyat tahminleri için yol gösterir. Tahminler doğası gereği deterministik veya stokastik olabilir. Bu yapılırken, yakın geçmişe, uzak geçmişten daha fazla ağırlık verilmelidir.

Kararsız Market Koşullarında Genetik Algoritma ile Sınır Tenörleri Optimizasyonu Uygulaması

Bir çok sınır tenörü optimizasyonu problemi, genel optimumdan ve birbirlerinden uzakta bir çok yerel optimum noktalar içerir. Genetik

algoritmanın da dahil olduğu probabilistik arama yöntemleri de, bu tip problemlerde genel optimum noktayı bulmakta başarısız olabilir. Bu tip problemlerde, bilgisayar teknolojisinin elverdiği ölçüde makul bir süre içerisinde mümkün olduğunca genel optimum noktaya en yakın çözümlere ulaşabilmek başarı sayılmaktadır. Genetik algoritmalar, bu konuda, mevcut diğer arama yöntemleriyle karşılaştırıldığında çok verimli bir optimizasyon yöntemidir.

Bu çalışmada, bir tek sınır tenörü tespiti değil, işletmenin ömrü boyunca farklı sınır tenörlerinin uygulanabileceği bir sınır tenörleri silsilesi tayininin optimizasyonu için genetik algoritma yöntemine başvurulmuştur.

Sınır tenörü optimizasyonunda genetik algoritma uygulaması için gerekli kodlama ve değerlendirme işlemleri aşağıda tarif edilmiştir:

Kodlama

İşletmenin ömrü boyunca tek bir sınır tenörü tayininin optimizasyonu amaçlı bir bireyin kodlanması işlemi çok kolaydır. Bu durumda, bireyi temsil eden şerit, sadece bir tek sınır tenörünü temsil eden bir genden oluşur. Ancak, amaç bir optimum sınır tenörleri silsilesi tayini ise, şeridin uzunluğu, en iyi kombinasyonu bulmak için aranacak farklı sınır tenörleri sayısına bağlı olarak uzar. İkili sayı sistemi de uygulanacaksa, bu şerit çok uzun olacaktır. 5 haneli bir şerit, bünyesinde, $2^5 = 32$ kadar sınır tenörü barındırır. İkili sistemin temsil ettiği gerçek değeri bulmak için aşağıdaki formül kullanılabilir:

$$X = X_{\min} + \frac{X_{\max} - X_{\min}}{2^L - 1} * Y \quad (2)$$

burada;

X : gerçek değer,

X_{\min} : en düşük sınır tenörü değeri,

X_{\max} : en yüksek sınır tenörü değeri,

L : İkili sayı sisteminden oluşan şeridin uzunluğu,

Y : ikili sayı sisteminden oluşan şeridin onlu sayı sistemi değeri.

5 haneli bir ikili sayı sisteminde bu değer, 0 ile 31 arası için "00000" ve "11111" arasında olup, 32 farklı sınır tenörü anlamına gelmektedir.

Böylece, sınır tenörü optimizasyonu probleminde genetik algoritma yönteminin kullanılması, bireyi oluşturan şeritlerin çok uzun olmasına neden olduğu görülmektedir. Madenin işletme ömrünün her bir döneminde (yıl) farklı sınır tenörleri uygulanabileceğinden, bir bireyi oluşturan bir şerit üzerinde, her biri işletme ömrünün bir dönemini temsil eden farklı genler olacaktır. Eğer madenin işletme ömrü 20 yıl ise, açıktır ki, şerit, her biri 5 hane uzunluğunda 20 genden oluşmak suretiyle, toplam 100 haneye ulaşacaktır.

Değerlendirme

Genetik algoritmalarda, her bir birey bir performans değerine sahiptir. Sınır tenörü optimizasyonunda hedef fonksiyonu, maksimum indirgenmiş karıdır. İndirgenmiş kar arttıkça bireyin performans değeri, dolayısıyla, genlerini devam ettirme olasılığı artar.

Bu çalışma için geliştirilen genetik algoritma bilgisayar programında ikili sayı sistemi ve 32 farklı sınır tenörü, dolayısıyla, 5 haneli kromozom şeritleri kullanılmıştır.

Seçim işlemini geliştirmek için filtreleme yöntemi kullanılmıştır. En kötü bireyin performansının diğer bireylerin performans değerinden çıkarılması suretiyle yapılan filtreleme işlemi dolayısıyla, iyi bireylerin seçilme şansları artırılmıştır.

Satış fiyatı, algoritmaya stokastik olarak eklenmiştir. Satış fiyatlarını algoritmaya eklemek için üssel basamaklar yöntemi kullanılmıştır. Her bir basamak, algoritmada eşit ağırlığa sahiptir. Daha sonra, tahmini değeri seçmek için Monte Carlo Simülasyonu gerçekleştirilmektedir. Algoritmaya eklenecek olan her bir basamak için toplam basamak yıl sayıları, aşağıdaki gibi formüle edilebilir:

$$Y = \sum_{k=0}^n 2^k \quad (3)$$

burada;

Y : basamağa dahil edilecek geçmiş yıl sayısı

n : basamak sayısı

2^0 : bu yılın cari satış fiyatıdır.

Geçmiş satış fiyatları verisi girilirken, o yıla ait nominal fiyatlar yerine, mevcut yılın reel fiyatları kullanılmalıdır. Kullanılan para biriminin enflasyon etkisi giderilmelidir.

Sonunda, simülasyon sonucu elde edilen satış fiyatlarının ortalama değeri algoritmaya eklenir. Stokastik fiyatların algoritmaya eklenmesinden sonra, Lane (1964) 'in sınır tenörleri denklemi aşağıdaki gibi olur:

$$v = (\mu_\delta - k) * x * y * a - x * h - m - (f + F) * t \quad (4)$$

burada;

v : net bugünkü değer,

μ_δ : cevherin stokastik birim satış fiyatları ortalaması,

k : rafineri ve/veya pazarlama birim değişken maliyet,

x : cevher/toplam rezerv oranı,

y : rafineri cevher kazanım oranı,

a : ortalama tenör,

h : cevher işleme birim değişken maliyet,

m : maden işletme birim değişken maliyet,

f : sabit maliyet,

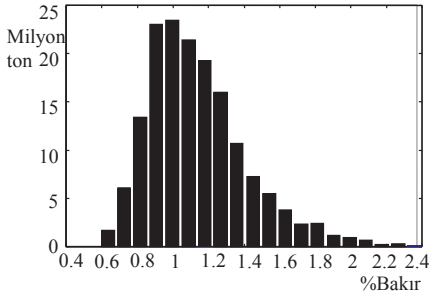
F : fırsat maliyeti,

t : maden ömrü.

Bu konuda, C++ yazılım dili kullanılarak geliştirilen bir bilgisayar programı kuramsal bir maden yatağı üzerinde denenmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir.

Örnek Çalışma

Sınır tenörü optimizasyonu ile ilgili geliştirilen bu program kuramsal bir bakır maden yatağına uygulanmıştır. Yatağın tenör-tonaj dağılımı Şekil 2'de, ilgili teknik ve ekonomik veriler Tablo 1'de görülmektedir. Optimum sınır tenörü politikasını gösteren program sonuçları Tablo 2'te verilmiştir.



Şekil 2. Bakır yatağı için tenör-tonaj dağılımı.

Toplam 1000 nesil (döngü) ilerletilmiş ve 32 farklı sınır tenörü denenmiştir. Tabloda (Tablo 2) yer alan sonuçlara göre, madencilik operasyonu 15,28 yıl sürmüştür ve toplam üretim 152,808,465 ton olmuştur. Monte Carlo simülasyonu sonucu elde edilen stokastik tahmini satış fiyatları ortalaması 5 665 ABD Doları olmuş ve toplam indirgenmiş kar 2,609,033,218 ABD Doları olmuştur.

Sınır tenörleri ve dolayısıyla maden yatağı tükenme hızı işletme ömrü boyunca azalarak değişmiştir. Sınır tenörleri %0.935'ten başlayarak, 15 yıl civarında %0,635'e kadar düşmüştür. Azalarak değişen bir sınır tenörleri silsilesi elde edilmiştir.

Sonuçlar

Bu yazıda tanımlanan çalışmanın amacı, metalik maden yataklarının ekonomik olarak işletilmeleri için gerekli olan sınır tenörleri optimizasyonu için pratik bir yöntem geliştirmektir. Örnek çalışma sonuçları, bu konuda iyi sonuçlar vermiştir ve genetik algoritma yönteminin madencilik sektöründe optimizasyon amaçlı kullanımının yaygınlaşması yönünde yol göstericidir.

Tablo 1. Teknik ve ekonomik veriler

TANIM	DEĞER
SINIR TENÖRLERİ ALT LİMİTİ (%)	0,635
SINIR TENÖRLERİ ÜST LİMİTİ (%)	1,1
MADEN İŞLETME KAPASİTESİ (TON)	13 000 000
CEVHER İŞLEME KAPASİTESİ (TON)	10 000 000
PAZARLAMA/RAFİNERİ KAPASİTESİ (TON)	130 000
CARİ SATIŞ FİYATI (\$/TON)	4 638
GEÇEN YILIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	6 454
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 348
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	8 224
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 964
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	9 948
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 707
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 418
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 580
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 854
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	5 530
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 939
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 836
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 097
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	1 970
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 549
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 510
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 145
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 602
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 420
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	4 538
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	4 766
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 826
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 735
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 837
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	4 546
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	4 622
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	7 004
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	5 980
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	2 878
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	3 064
GEÇMİŞ YILLARIN SATIŞ FİYATI (\$/TON)	1 500
CEVHER VERİMİ (%)	92
MADEN İŞLETME MALİYETİ (\$/TON)	2,40
CEVHER İŞLEME MALİYETİ (\$/TON)	9,6
SABİT MALİYET (\$)	2 500 000
İNDİRGEME ORANI (%)	10
NÜFUS (NÜFUSTAKİ BİREY SAYISI)	1 000
NESİL SAYISI	1 000
ÇAPRAZLAMA ORANI (%)	50
MUTASYON ORANI (%)	60
TANIM	DEĞER

Bu çalışma çerçevesinde, stokastik tahmini satış fiyatı uygulanarak genetik algoritma yöntemi ile sınır tenörleri optimizasyonu ilk kez uygulanmaktadır ve kararsız market koşullarında genetik algoritma ile optimum sınır tenörleri tayininde yapılan ilk çalışmadır.

Cevher satış fiyatları kararsız olduğundan, tahmin edilmelidir. Bunun yapılmaması ve madencilik ürünlerinin mevcut satış fiyatlarının kullanılması, maden yataklarının verimsiz değerlendirilmelerine yol açar. Bu nedenle, satış fiyatlarının gelecek değerlerinin tahmini

yapılmalı ve sınır tenörleri optimizasyonu bu tahmini değerlere göre yapılmalıdır. Bu çalışma, optimum sınır tenörlerinin belirlenmesinde cari satış fiyatı kullanılarak yapılan geleneksel yaklaşımları yenilemiş ve bu konuda Lane'in Algoritmasını geliştirmiştir.

Tablo 2. Kararsız market koşullarında genetik algoritma sonucu elde edilmiş optimum üretim tablosu

Yıl	Kar	İndirgenmiş Kar	Tükenme	Üretim	Pazarlama	Sınır Tenörü
1	354657618	322416016	12171026	10000000	115828	0.935
2	349233851	288623017	11514989	10000000	114147	0.905
3	345899780	259879625	11155319	10000000	113139	0.875
4	344177087	235077582	10983781	10000000	112627	0.860
5	340628689	211503616	10656058	10000000	111586	0.830
6	337173828	190325836	10368657	10000000	110591	0.785
7	335370202	172097942	10235702	10000000	110081	0.755
8	333189434	155435330	10088272	10000000	109472	0.710
9	331989240	140795846	10017531	10000000	109143	0.650
10	331666674	127871861	10000000	10000000	109056	0.635
11	331666674	116247146	10000000	10000000	109056	0.635
12	331666674	105679224	10000000	10000000	109056	0.635
13	331666674	96072021	10000000	10000000	109056	0.635
14	331666674	87338201	10000000	10000000	109056	0.635
15	331666674	79398365	10000000	10000000	109056	0.635
16	93147413	20271591	2808465	2808465	30628	0.635

Kaynaklar

- Cetin, E., and Dowd, P. A., (2002). "The use of genetic algorithms for multiple cut-off grade optimisation", Proceedings of the 30th International Symposium on the Application of Computers and Operations Research in the Minerals Industries, Littleton, Colorado, USA.
- Dowd, P.A., (1976). "Application of dynamic and stochastic programming to optimise cut-off grades and production rates", *Transactions of Institution of Mining and Metallurgy*, (Section A: Mining Industry), 81, 160-179.
- Green, C.D., (1999). "The Generalisation and Solving of Timetable Scheduling Problems", *Practical Handbook of Genetic Algorithms*, Volume III, CRC Press LLC.
- Henning, U.L.F., (1963). "Calculation of Cut-off Grade", *Canadian Mining Journal*, 84, 3, 54-57.
- Holland, J.H., (1975). "Adaptation in Natural and Artificial Systems", University of Michigan Press, USA.
- Lane, K.F., (1964). "Choosing the optimum cut-off grades", *Colorado School of Mines Quarterly*, 58, 4, 811-829.
- Lane, K.F., (1988). "The economic definition of ore", Mining Journal Books, London.
- Zalzala, A.M.S., Fleming, P.J., (1997). "Genetic Algorithms in Engineering Systems", The Institution of Electrical Engineers, London.

Optimization of cut-off grades by means of genetic algorithms under uncertain market conditions

Extended abstract

Optimization of cut-off grades is a fundamental issue for mineral deposits appraisal as it assigns the boundaries between ore and waste over time. In its broadest definition, a cut-off grade is any grade that is used to separate two courses of action; to mine or not to mine, to process or to dump. The traditional approach to cut-off grades is to use the break-even grade, at which revenue equals cost. This approach completely ignores the time value of money and usually leads to a sub-optimal valuation of the mineral resource.

Determination of an optimum cut-off grades schedule, instead of application of a static cut-off grade for the life of a mine, maximizes discounted profit. The profit from a mining operation is a direct function of the sequences of cut-off grades and associated ore tonnages that define the life-of-mine production schedule. As profit varies with these sequences there will be a sequence, or sequences, that optimize any specified profit criterion. The most widely used cut-off grade optimization criterion is maximum net present value of profits. The objective of maximizing the net present value can be achieved by maximizing profit per unit of time. This process necessitates applying, in the early years of operation, the highest cut-off grade that can provide sufficient ore to satisfy the requirements of the processing plant. As time passes the cut-off grade must be lowered, thereby lowering the opportunity cost. Hence, the highest net present value is achieved.

Genetic algorithms constitute a class of stochastic algorithms that use a search method based on the laws of biological genetics and natural evolution. In this approach, individuals of a population are represented as chromosomes and an expanded set of genetic operations takes place. Genetic algorithms are stochastic algorithms whose search methods are based on the principles of biological genetics and natural evolution. It is presumed that the potential solution of any problem is an individual and can be represented by a set of parameters. Genetic algorithms are particularly suited to the solution of large-scale optimization problems. They belong to the class of probabilistic algorithms but are very

different from random algorithms as they combine directed and stochastic searches. Another important property of genetic-based search methods is that they maintain a population of potential solutions. Genetic algorithms can also easily escape from local optima by using genetic operators, such as mutation.

Among the inputs for a cut-off grade optimization procedure, the selling price of the product of a mine is the most volatile. Therefore, any change in the selling price of a mining product in the global market make every economic valuations obsolete. Basically, nobody knows how the prices will change in the future, but can estimate. In order to make a better mining plan, one must solve the problem of annual dynamic cut-off grades optimally, and that necessitates taking the volatile market conditions into consideration. Therefore, it is accepted in this work that uncertain selling prices of a mining product must be added to the algorithm for finding cut-off grades to be used. Because it is not possible to find the most revenue without finding the best cut-off grades scheme. Using today's selling price of a commodity, instead of estimated future values of that, may sacrifice to reach the best net present value.

In this work, by use of genetic algorithms, that give a very robust searching medium for big scale optimization problems, optimum cut-off grades were determined. Optimization of cut-off grades is mentioned, detailed knowledge is given about application of genetic algorithms to cut-off grade optimization, and a computer program developed for cut-off grade optimization is given. Besides, the software is tested by using data from a sample mineral deposit and the results are evaluated.

This paper makes the traditional approaches to the determination of optimum cut-off grades by using current selling price obsolete and improves Lane's algorithm in this subject.

Keywords: Genetic Algorithms, Cut-off grade, Uncertain market conditions, Optimization.