

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

KAFES SİSTEMLERİN GENETİK ALGORİTMA İLE ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYONU

Alper POLAT

Tez Yöneticisi
Yrd. Doç. Dr. Ömer KELEŞOĞLU

YÜKSEK LİSANS TEZİ
YAPI EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

ELAZIĞ, 2006

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

KAFES SİSTEMLERİN GENETİK ALGORİTMA İLE ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYONU

Alper POLAT

Yüksek Lisans Tezi
Yapı Eğitimi Anabilim Dalı

Bu tez, tarihinde aşağıda belirtilen jüri tarafından oybirliği /oyçokluğu ile başarılı / başarısız olarak değerlendirilmiştir.

Danışman:

Üye: Yrd.Doç.Dr. Ömer KELEŞOĞLU (Danışman)

Üye: Yrd.Doç.Dr. U.Teoman AKSOY

Üye: Yrd.Doç.Dr. Engin AVCI

Bu tezin kabulü, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam süresince maddi ve manevi olarak destekleyen aileme, bilgi ve tecrübesini paylaşan, manevi desteğini esirgemeyen danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Ömer KELEŞOĞLU'na en içten teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

İÇİNDEKİLER	I
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	II
TABLolar LİSTESİ.....	III
ÖZET	IV
ABSTRACT	V
1. GİRİŞ	1
2. GENETİK ALGORİTMALAR	2
2.1. Genetik Operatörler	3
2.1.1. Seçme.....	3
2.1.2. Çaprazlama	3
2.1.2.1. Düzenli Çaprazlama.....	3
2.1.3. Mutasyon	4
2.1.4. Elitizm.....	4
2.1.5. Çaprazlama ve Mutasyon Olasılığı.	4
2.2. Genetik Algoritmaların Temel Akış Diyagramı.....	5
2.3. Genetik Algoritmaların Kullanılma Nedenleri.....	6
2.4. Fonksiyon Maksimizasyon Örneği	7
2.5. Genetik Algoritmaların Uygulama Alanları	10
2.5.1. Genel Uygulama Alanları.....	10
2.5.1.1. Optimizasyon	10
2.5.1.2. Otomatik Programlama ve Bilgi Sistemleri.....	11
2.5.1.3. Mekanik Öğrenme	11
2.5.1.4. Ekonomik ve Sosyal Sistem Modelleri.....	11
2.5.2. İşletmelerdeki Uygulama Alanları.....	11
2.5.2.1. Finans.....	11
2.5.2.2. Pazarlama.....	12
2.5.2.3. Üretim/İşlemler.....	12
3. MATRİS DEPLASMAN METODU İLE KAFES SİSTEMLERİ BOYUTLANDIRMA	13
3.1. Gerilme Sınırlayıcıları	13
3.2. Deplasmanların Dönüşümü.....	15
3.3. Rijitlik Sınırlayıcıları	18
4. ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON PROBLEMLERİ İÇİN GENETİK ALGORİTMA	21
4.1. Çok Amaçlı Optimizasyon.....	21
4.2. Çok Amaçlı Optimizasyon Formülasyonu.....	21

5. GOAL PAKET PROGRAM İLE SAYISAL UYGULAMALAR.....	24
5.1. Düzlem Kafes Sistemin Genetik Algoritma ile Çok Amaçlı Optimizasyonu	24
5.1.1.Üç Çubuklu Kafes Sistem	24
5.1.2. On Çubuklu Kafes Sistem	29
5.2. Uzak Kafes Sistemin Genetik Algoritma İle Çok Amaçlı Optimizasyonu	31
5.2.1. Dokuz Çubuklu Uzak Kafes Sistem	31
6. SONUÇ ve ÖNERİLER.....	34
KAYNAKLAR	35
EK-1.....	37

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Genetik algoritmaların akış şeması.....	6
Şekil 2.2. Rulet tekerleği dağılımı	8
Şekil 3.1. Eleman koordinatları	15
Şekil 3.2. Eleman uç noktalarının deplasmanı.....	15
Şekil 5.1. Üç çubuklu düzlem kafes sistem	24
Şekil 5.2. GOAL çalışma sayfası.....	25
Şekil 5.3. Genetik algoritma parametreleri	26
Şekil 5.4. Nesil sayısı-amaç fonksiyonları değişimi	27
Şekil 5.5. Nesil sayısı-boyutlandırma değişkenleri değişimi	28
Şekil 5.6. Amaç fonksiyonlarının değişimi.....	28
Şekil 5.7 On çubuklu düzlem kafes sistem	29
Şekil 5.8. Dokuz çubuklu uzay kafes sistem.....	31
Şekil 5.9. Nesil sayısı-amaç fonksiyonları değişimi	33
Şekil 5.10. Boyutlandırma değişkenleri değişimi	33

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 5.1. Üç çubuklu kafes sistemin çok amaçlı genetik optimizasyonu	27
Tablo 5.2. Genetik algoritma ile çok amaçlı optimizasyon sonuçlarının karşılaştırılması	28
Tablo 5.3. Düğüm noktası koordinatları.....	30
Tablo 5.4. Yükleme	30
Tablo 5.5. On çubuklu düzlem kafes sistemin literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılması	30
Tablo 5.6. Düğüm noktası koordinatları.....	32
Tablo 5.7. Yükleme	32

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

KAFES SİSTEMLERİN GENETİK ALGORİTMA İLE ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYONU

Alper POLAT

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Yapı Eğitimi Anabilim Dalı

2006, Sayfa: 37

Son yıllarda, yeni teknoloji ve uygulamaların büyük bir hızla gelişmesi optimizasyon alanına da yansımıştır. Yapay zeka çalışmalarındaki gelişmeler ışığında, bilgisayarlara insan beyni gibi düşünen algoritmaların kodlanması ile, çok karmaşık matematiksel işlemlerle ifade edilebilen problemler, basit mantıksal yaklaşımlar ile bilgisayarlara çözdürülebilmektedir. Bu yaklaşım içinde geliştirilen Genetik Algoritma optimum boyutlandırma problemlerinde sıkça kullanılmaya başlanmıştır.

Genetik Algoritma; doğadaki genetik yasalarının bilgisayar ortamına uyarlanması ile geliştirilmiş bir yöntemdir. Çok amaçlı genetik optimizasyon tekniğinin düzlem ve uzay kafes sistemlerin boyutlandırılmasında kullanılabilecek alternatif bir metot olduğu belirtilmiştir. Geliştirilen yöntemin uygulanabilirliği, çözülen sayısal örneklerle gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Çok Amaçlı Optimizasyon, Genetik Algoritma, Kafes Sistem, GOAL

ABSTRACT

MsC Thesis

MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION WITH GENETIC ALGORITHM OF TRUSS SYSTEMS

Alper POLAT

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Construction Education

2006, Page: 37

In recent years, an exploding number of new technologies and applications has introduced into optimization field. In the light of the developments in artificial intelligence applications, with code of develop algorithms that work like human brain to computers, very complex problems which require tedious mathematical computations can be solved by a computer using a simple logical approach. Genetic Algorithms developed by using this approach have been often used in structural optimum design problems.

Genetic Algorithm is a method which is developed by adapting to the computer of genetic rules in the nature. It is noticed that the multi-objective genetic optimization technique is alternate method that may be used for the design in plane and space truss. Practicability of method developed have been shown with numerical examples solved.

Key words: Multi-objective Optimization, Genetic Algorithm, Truss System, GOAL

1. GİRİŞ

Günümüzün karmaşık ve zor olan mühendislik problemlerinin çözümünde, kullanılan geleneksel yöntemler yeterli olmamaktadır. Teknolojik gelişmeler ışığında, son otuz yıl içerisinde optimizasyon problemlerinin çözümü için birçok matematiksel programlama metodu geliştirilmiştir. Bu çalışmada geliştirilen genetik çok amaçlı optimizasyon tekniği de, bu metotlardan biridir.

Genetik Algoritmalar (GA), insan ve ekosistemlerdeki doğal gelişme, sosyal sistemlerdeki taklit etme ve psikolojideki sonuçları değerlendirmeyi içine alan dinamik metotların, geniş bir şekilde modellenmesi ile oluşmaktadır. Modellenen örneklerin bir zaman dilimi içerisinde kötüden iyiye doğru gitmesi, bir optimizasyon probleminin başlangıç çözümünden optimum çözüme doğru yaklaşımını andırır [1].

Evrin sistemlerinin bilgisayarda modellenmesini yapmak çoğu konvansiyonel modellemelere kıyasla biraz daha zor olmaktadır [2]. Genetik Algoritmalar da bilgisayar üzerinde oluşan bir evrim şeklidir. GA'nın amacı hem problemleri çözmek, hem de evrimsel sistemleri modellemektir. Fonksiyon optimizasyonu, çizelgeleme, mekanik öğrenme, tasarım ve hücrel üretim gibi alanlarda başarılı uygulamaları bulunmaktadır.

GA'nın performansını, üreme, çaprazlama, mutasyon operatörleri, çaprazlama ve mutasyon olasılıkları önemli ölçüde etkilemektedir [3]. Problemlerin GA ile çözümünde, kısa işlem süreleriyle optimum veya optimuma yakın çözümlere ulaşmak için bu parametrelerin seçimi ile ilgili herhangi bir kural mevcut değildir [4]. Optimum çözümü bulunamayan problemlerin çözüm performansını artırmak için en etkili çaprazlama yöntemini belirlemek, çözüm süresi ve optimum sonucu bulma açısından büyük önem taşımaktadır.

Son yıllarda genetik optimizasyon ile çok sayıda çalışma yapılmış ve etkin algoritmalar geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritmalar ile mühendislik sistemlerinin çok amaçlı optimizasyonu yapılmıştır. Çok amaçlı optimizasyon üzerine ilk notlar Pareto tarafından verilmiş ve Pareto optimizasyonu olarak adlandırılmıştır [5].

Bu çalışmada, Genetik Algoritma tekniği kullanılarak, düzlem ve uzay kafes sistemlerin çok amaçlı optimum boyutlandırılması yapılmıştır. Boyutlandırma değişkenleri olarak çubukların kesit alanları gözönüne alınmıştır. Boyutlandırma sınırlayıcıları olarak gerilme, deplasman, kesit alanlarını alt ve üst sınır değerleri kullanılmıştır. Amaç fonksiyonu olarak yapı hacmi ve deplasman kullanılmıştır. Sayısal uygulamalar bölümünde üç ve on çubuklu düzlem, dokuz ve yirmibeş çubuklu uzay kafes sistemler çözülmüştür. Boyutlandırma yaparken kullanılan bu tekniğin en önemli özelliği, çok sayıda alternatif üretmesi ve bu alternatifleri hızlı ve en iyi şekilde değerlendirerek otomatik olarak sonuca ulaşmasıdır.

2. GENETİK ALGORİTMALAR

Genetik Algoritma (GA) üzerine ilk çalışmalar Michigan Üniversitesinde Psikoloji ve Bilgisayar Bilimi Uzmanı olan John Holland tarafından yapılmıştır. Holland, Darwin' in evrim kuramından oldukça etkilenmişti. Bu kuramda bulunan canlılardaki genetik aktarım ve değişim olaylarını mekanik ve bilgisayar ortamına aktarmayı düşündü. Çünkü öğrenmenin tek bir süreçte olmasından ziyade, nesilden nesile bilgi ve özellik aktarımının kendi başına öğrenebilen devrelerin yapılmasında daha başarılı olacağını öngörüyordu. Yaptığı çalışmaları 1975 yılında bir kitapta yayınladıktan sonra bulduğu yönteme Genetik Algoritma (GA) ismi verildi. Ancak 1985 yılında Holland'ın öğrencisi olarak doktorasını veren David E. Goldberg adlı inşaat mühendisi 1989'da konusunda bir klasik sayılan kitabını yayınlamaya dek Genetik Algoritmaların pek pratik yararı olmayan bir araştırma konusu olduğu düşünülüyordu. Goldberg'in gaz boru hatlarının denetimi üzerine yaptığı doktora tezi ona sadece 1985'te Ulusal Bilim Kurulu (National Science Foundation) tarafından Genç Araştırmacı ödülünü kazandırmakla kalmadı, genetik algoritmaların pratik kullanımının da olabirliğini kanıtladı. Ayrıca kitabında genetik algoritmalara dayalı tam 83 uygulamaya yer vererek GA'nın dünyanın her yerinde çeşitli konularda kullanılmakta olduğunu gösterdi.

Genetik algoritmalar stokastik bir arama yöntemidir. Darwin'in en iyi olan yaşar prensibine dayalı olarak biyolojik sistemlerin gelişim sürecini modellemektedir[6]. Doğada geçerli olan en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üretir, bunun için "iyi"nin ne olduğunu belirleyen bir uygunluk (fitness) fonksiyonu ve yeni çözümler üretmek için yeniden kopyalama (recombination), değiştirme (mutation) gibi operatörleri kullanır. Genetik algoritmaların bir diğer önemli özelliği de bir grup çözümle uğraşmasıdır. Bu sayede çok sayıda çözümün içinden iyileri seçilip kötülerini elenebilir.

Bir problemin GA ile çözümünde takip edilecek işlem adımları aşağıda verilmektedir[7]:

1. Arama uzayındaki bütün muhtemel çözümler, dizi olarak kodlanır. Bu diziyi (kromozom) oluşturan her bir elemana gen denir. Her bir dizi, arama uzayında belirli bir bölgeye tekabül eder.
2. Genellikle rassal bir çözüm seti seçilir ve başlangıç toplumu olarak kabul edilir.
3. Her bir dizi için bir uygunluk değeri hesaplanır; bulunan uygunluk değerleri dizilerin çözüm kalitesini gösterir.
4. Bir grup dizi (kromozom) belirli bir olasılık değerine göre rassal olarak seçilip üreme işlemi gerçekleştirilir.
5. Üreme işleminde çeşitli genetik operatörler kullanılabilir.

Uygunluk fonksiyonu, GA'da probleme özel olarak kurulan tek kısımdır. Bu fonksiyon, bireyleri problemin parametreleri haline getirir ve bireylerin uygunluk değerlerine bakarak

herhangi bir bireyin problem için ne kadar uygun bir çözüm olacağına karar verir. GA'nın problemin çözümündeki başarısı, çoğunlukla bu fonksiyonun etkin kurulmasına bağlıdır.

2.1. Genetik Operatörler

2.1.1. Seçme

Üreme işlemi, daha geniş uygunluk değerlerine sahip dizilerin daha yüksek olasılıkla yeni nesilde geniş sayıda kopyalarını üretebilen işlemidir. Uygunluk değeri, ortalama değer ile normalize edilir. Üreme için diziler, ortalama uygunluk değerinin altındaki dizilerden daha fazla ürüne sahip olur. Uygunluk değerlerine göre dizileri kopyalamak, bir sonraki nesilde daha fazla ürünün oluşma olasılığının yüksek olması demektir. Doğal seçim, oluşturulan diziler arasından en uygun olanının kalması olarak tanımlandığında bu işlem, doğal seçimin yapay sürümü olacaktır.

2.1.2.Çaprazlama

GA içinde çaprazlama işlemi bireyler arasındaki bilgi değişimini gerçekleştirerek daha iyi bireylerin üretilmesini sağlar. Çaprazlama yapılırken iki bireyin belirli genleri karşılıklı olarak yer değiştirir. Böylelikle iki yeni birey başka bir deyişle iki yeni olası çözüm üretilmiş olur. Çaprazlama işlemini gerçekleştirmek için ilk olarak üreme işlemi ile oluşturulmuş eşleştirme havuzundaki yeni kopyalanmış dizinin elemanları rasgele eşlenir. İkinci olarak, seçilen dizilerin bitleri, rasgele seçilmiş çaprazlama noktasından itibaren karşılıklı olarak değiştirilirler. Çaprazlamalar, problemlerin türüne göre değişiklikler göstermektedir. Düzenli çaprazlama en çok kullanılan çaprazlama türlerindendir.

2.1.2.1. Düzenli (uniform) çaprazlama

Bu çaprazlama türünde sadece rastgele seçilen genler yer değiştirir.

Baba	1 0 1 1 0 1 0 1	1. Çocuk	1 0 0 1 0 1 1 1
	↕ ↕		
Anne	1 1 0 1 1 1 1 0	2. Çocuk	1 1 1 1 1 1 0 0

Düzenli çaprazlamada her genin değiştirilme olasılığı %50 dir.

Düzenli çaprazlamanın dışında kısmi planlı çaprazlama, dairesel çaprazlama, çok noktalı çaprazlama gibi probleme uygulanabilen çaprazlama çeşitleri de bulunmaktadır.

2.1.3.Mutasyon

Nüfus içerisinde tek tip bireyler varsa çaprazlamalarından elde edilecek bireylerde yine aynı tip olur. Dolayısıyla nüfusu oluşturan bireyler arasında çeşitlilik olmaz. Bunu engellemek için mutasyon işlemcisi kullanılır. Bu çalışmada kullanılan işlemci, yer değiştirme (mutasyon) işlemcisidir. Bu işlemcide rastgele bir sayı seçilir ve önceden belirli mutasyon oranıyla karşılaştırılır. Eğer seçilen sayı mutasyon oranından küçükse, birey içinde rasgele iki genin yeri değiştirilerek yeni bir birey üretilir. Aksi durumda birey değişikliğe uğramadan olduğu gibi kalır.

İkili kodlamada “1” olan gen “0” olur, “0” olan gen ise “1” olur. Onluk tabanda ise durum farklıdır. Bir rakamın alabileceği 10 değer vardır. Rakamın değeri mutasyon sırasında geriye kalan 9 değerden biri olur.

<u>İkili Kod</u>		<u>Onlu kod</u>
1 0 1 1 0 1 0 1	↔	181
↕		
1 1 1 1 0 1 0 1	↔	245

2.1.4.Elitizm

Üreme, çaprazlama ve mutasyon işlemleri sonrasında kuşakta bulunan en iyi uyumluluğa sahip birey sonraki kuşağa aktarılamayabilir. Bunu önlemek için bu işlemlerden sonra oluşan yeni kuşağa bir önceki kuşağın en iyi (elit) bireyi, yeni kuşaktaki herhangi bir birey ile değiştirilir. Buna elitizm adı verilir [8,9,10].

2.1.5.Çaprazlama ve Mutasyon Olasılığı

GA tekniğinin çaprazlama olasılığı ve mutasyon olasılığı olmak üzere iki basit parametresi vardır. Çaprazlama olasılığı çaprazlamanın hangi sıklıkta yapılacağını belirtir. Eğer hiç çaprazlama yapılmaz ise (çaprazlama olasılığı %0) yeni bireyler eski bireylerin aynısı olur ama bu yeni kuşağın eskisiyle aynı olacağı anlamına gelmez. Eğer bu oran %100 olursa yeni bireyler tamamıyla çaprazlama ile elde edilir. Çaprazlama eski bireylerden iyi taraflar alınarak elde edilen yeni bireylerin daha iyi olması umuduyla yapılır.

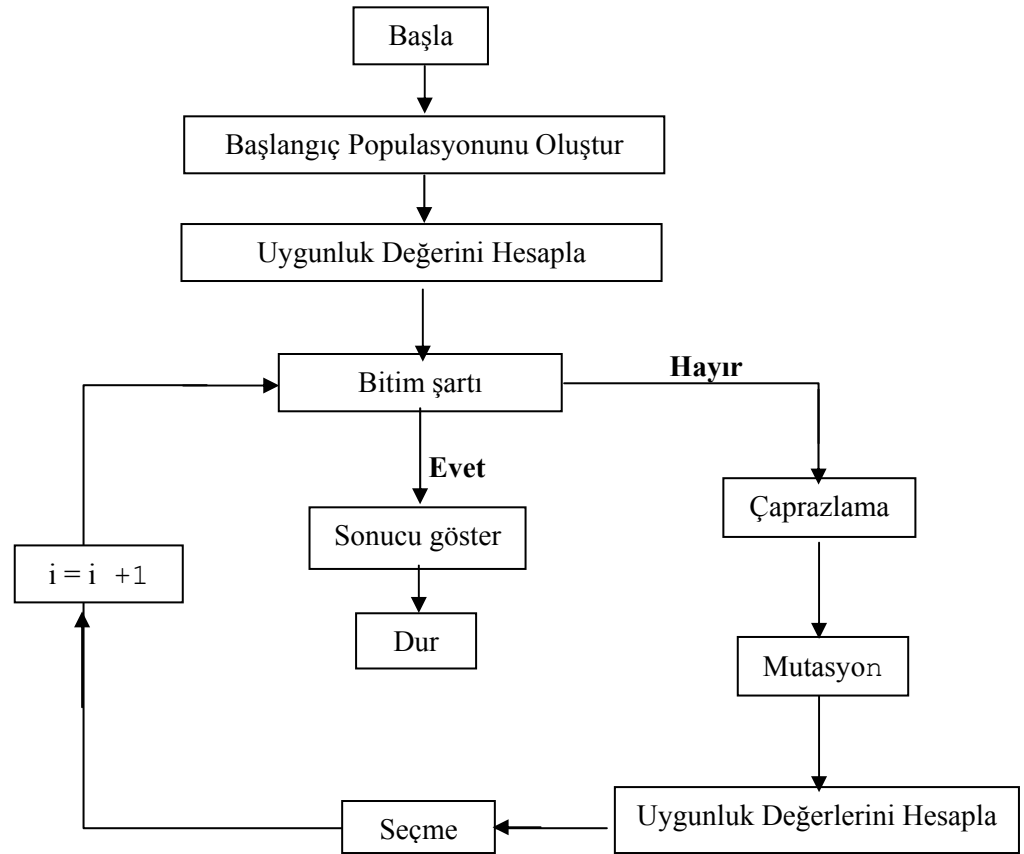
Mutasyon olasılığı ise mutasyonun hangi sıklıkta yapılacağını belirtir. Mutasyon olmaz ise yeni birey çaprazlama veya kopyalama sonrasında olduğu gibi kalır. Eğer mutasyon olur ise yeni bireyin bir kısmı değiştirilmiş olur. Eğer bu oran %100 olursa kuşak içindeki bireyler tamamen değişir, %0 olursa hiç değişmeden kalır[11].

2.2. Genetik Algoritmaların Temel Akış Diyagramı

GA' nın işleyişi aslında çok basit prensiplere dayanmaktadır. Yapılacak işlemler çok az sayıda ve sırası da bellidir. GA, bütün problemleri aynı mantıkla çözer. Yani problem değişince genellikle program değiştirmeye gerek kalmaz. Çünkü GA' ya problemi nasıl çözeceğini anlatmaya gerek yoktur. GA problemi nasıl çözeceğini bilir.

GA, verilen hata fonksiyonuna göre kendine bir çözüm yolu bulur. Çözüm başarılı olmazsa başka yolu dener. Algoritmanın işleyişi ise oldukça basittir. İşleyişini kısaca şu şekilde açıklayabiliriz:

1. İlk önce rastgele bireyler (sayı toplulukları) oluşturulur. Bu bizim başlangıç topluluğumuzdur. Oluşturulacak birey sayısı, programın işleyişi bakımından çok önemlidir. Genellikle her programda 50'den fazla birey oluşturulur. Ama yapılan işlem karmaşıksa 150 birey bile yetmeyebilir.
2. GA'da, probleme özel tek kısım uygunluk (fitness) fonksiyonudur. Uygunluk fonksiyonunun amacı bireylerin yalnızca o anki toplum içindeki uygunluklarını bulmaktır. Her birey teker teker uygunluk fonksiyonuna sokulur ve bireydeki kromozomlara göre o bireyin hayatta kalma şansı hesaplanır. Bulunan bu değerler ise bir tabloya aktarılır.
3. Eşleme, hangi bireylerin hangi bireylerle çaprazlanacağını belirlemektir. Eşlemeyi rulet tekerleği denen bir fonksiyonla yaparız.
4. Eşleştirilen bireyler sırasıyla ikerli olarak çaprazlanırlar. Çaprazlama yaparken hangi çaprazlama yönteminin kullanılacağı probleme göre değişir. Ama genellikle tek noktalı çaprazlama kullanılır. Çaprazlama, iyi özelliklerin bir araya gelip sonuca daha çabuk ulaşmayı sağlar. Ancak çeşitliliği sağlamak için sadece çaprazlama yeterli değildir. Bazı bireyleri mutasyona sokmak gerekebilir.
5. Çaprazlamadan çıkan bireylerden, mutasyon oranına uygun gelecek şekilde, bazılarına mutasyon işlemi yapılır. Mutasyon oranı genelde düşük tutulur. Örneğin 0.01 uygun bir değer olabilir. Mutasyon oranının 0.01 olması gen havuzundaki her 100 genden 1 tanesinin değiştirileceğini gösterir.
6. Elde ettiğimiz yeni bireylerden ve önceden elimizde bulunan bireyler arasından iyilerini seçmek için hayatta kalma şansları tekrar hesaplanır. Bütün bireyler doğal seleksiyona sokulur. Bu eleme işlemi sayesinde topluluk büyüklüğü sabit tutulur ve güçsüz bireyler elenmiş olur.
7. İstenilen sonuç bulunmuşsa program sonlandırılır. Ama hala sonuç bulununamamışsa ikinci adıma geri dönölür ve aynı işlemler tekrarlanır.



Şekil 2.1. Genetik Algoritmaların Akış Şeması

2.3. Genetik Algoritmaların Kullanılma Nedenleri

Öncelikle diğer yöntemlerin tercih edilmeme sebepleri incelenmelidir. Denklem optimizasyonunda;

1. Türev-İntegral hesabına (calculus) dayananlar,
2. Numaralamaya (enumeration) dayananlar,
3. Rastgele aramalar (random searches) olmak üzere üç tip çözümden bahsedilir

Türev-İntegral hesaplamalarına dayanan hesaplama yöntemleri çok derinlemesine çalışılmıştır. Bu yöntemler fonksiyonun türevinin köklerinin fonksiyonun en küçük ve en büyük değer veren noktaları olmasından yararlanır. Gerçek problemler için sıfır veren noktaları bulmak da ayrı bir problemdir.

Diğer bir yöntem ise alınan bir noktadan sadece yukarı ilerleyerek en iyi sonucu bulmayı hedefler. Tepe tırmanma (hill climbing) denen bu yöntem fonksiyon grafiğinin tepelerini tırmanır. Ancak çok sayıda dönme noktası içeren bir fonksiyonda çok sayıda tepe oluşur. Hangi tepenin en iyi çözüm olduğunu bilenebilir. Numaralama yöntemleri ise oldukça alışılmalıdır. Sürekli olan gerçel sayı aralıkları belli sayıda parçaya ayrılarak parçalar denir. Ancak

problemler böyle çözmek için büyük olabilir. Bu yöntemin biraz daha geliştirilmiş şekli dinamik programlamayla (dynamic programming) oluşturulur. Parçalar arasından iyi görünenler seçilir. Bu parçalar parçalara ayrılarak işlem tekrarlanır. Bu yöntem de tepe tırmanma yöntemi gibi yanlış tepeleri araştırabilir. Dinamik programlama tepelerin olmadığı aralıklarda başarılı ve hızlıdır.

Optimizasyonun;

- Bir işin daha iyi yapılması,
- En doğru şekilde yapılması olmak üzere iki amacı vardır.

Günümüzde rastgele aramaların kullanımı artmaktadır. Bu tip aramalar, optimizasyonu daha iyi yapma amacını sağlamakta daha başarılıdır. İnsanların bilgisayarlardan genel beklentisi mükemmellik olduğu için bu tip aramalar başarısız görünebilir. Genetik algoritmalar klasik yöntemlerin çok uzun zamanda yapacakları işlemleri kısa bir zamanda çok net olmasa da yeterli bir doğrulukla yapabilmektedir.

2.4. Fonksiyon Maksimizasyon Örneği

Buradaki amaç genetik algoritmanın bilgisayarda nasıl çalışacağını kâğıt üzerinde açıklayıcı şekilde anlatmaktır. Amaç fonksiyonu: $f(x)=x^2$, $x \in [0,69]$ şeklinde verilen bir fonksiyonun, verilen aralıkta maksimizasyonunun yapılması istenmektedir. Bir fonksiyon maksimizasyon örneğinin çözümünü adım adım açıklayacak olursak;

1. Adım: İlk olarak x sayısının kodlanması işlemi yapılmalıdır. x 'in 0 ve 1'lerden oluşan ikili tabandaki gösterimi kullanılacaktır. Dolayısıyla x , 6 bit uzunluğunda bir kodla temsil edilecektir.

2. Adım: Toplumun birey sayısı n : 4 olarak seçilmiştir. Toplumu oluşturan dört birey, her biri 6 bit uzunluğunda birer kromozomla temsil edildiği için toplam 24 kere yazı tura atmak suretiyle belirlenmiştir. Elde edilen birey kromozomları aşağıdadır.

Birey 1: 011010	$x = 26 \longrightarrow x^2 = 676$
Birey 2: 110001	$x = 49 \longrightarrow x^2 = 2401$
Birey 3: 010001	$x = 17 \longrightarrow x^2 = 289$
Birey 4: 100110	$x = 38 \longrightarrow x^2 = 1444$

3. Adım: Yukarıda belirlenen bireyler için $f(x)=x^2$, bireylerin uygunluk değerlerini verir. Dört bireyin toplam uygunluk değerleri “ $676+2401+289+1444=4810$ ” dur. Dolayısıyla her bir bireyin rulet tekerleğinde kaplayacağı alan şu şekilde hesaplanır:

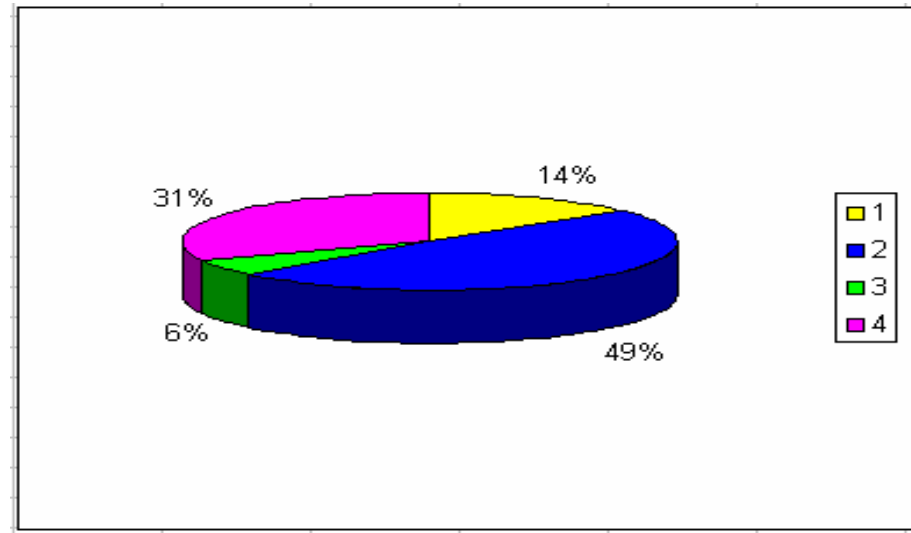
Birey 1: $676/4810 = 0.14$: %14

Birey 2: $2401/4810 = 0.49$: %49

Birey 3: $289/4810 = 0.06$: %6

Birey 4: $1444/4810 = 0.31$: %31

Bu deęerler, rulet tekerleęinin her evriliřinde hangi olasılıkla hangi bireyin seileceęini belirtir, yani 0.14 olasılıkla 1 numaralı birey seilecektir. Rulet tekerleęi ve bireylerin tekerlek zerindeki daęılımları řekil 2.2.'de gsterilmiřtir



řekil 2.2. Rulet Tekerleęi Daęılımı

4. Adım: Toplumdaki birey sayısının sabit kaldıęı varsayıldıęından dolayı, rulet tekerleęi 4 kere evrilerek iftleřme havuzu oluřturulacaktır. Rulet tekerleęi dndrlmř ve řu sonular elde edilmiřtir.

Birey 1 : 1 kere

Birey 2 : 2 kere

Birey 3 : 0 kere

Birey 4 : 1 kere

Bunun sonucunda elde edilen iftleřme havuzu řu řekildedir;

Aday 1 : 011010 (Birey 1)

Aday 2 : 110001 (Birey 2)

Aday 3 : 110001 (Birey 2)

Aday 4 : 100110 (Birey 4)

5. Adım: Çiftleşme havuzu belirlendikten sonra iki aşamalı çaprazlama uygulanır. İlk aşamada adaylar çiftleşmek üzere rastgele olarak eşlenirler. Her ikili grup için bir kere zar atılarak çaprazlamanın oluşacağı nokta belirlenir. Rastgele eşleştirme yapılmış ve bunun sonucunda (Aday 1, Aday 2) ve (Aday 3, Aday 4) ikili grupları oluşmuştur. Çaprazlama noktaları da zar atılarak 1. Grup için k=4 ve 2. Grup içinde k=2 olarak belirlenmiştir. Bu aşamadan sonra çaprazlama gerçekleştirilmiş ve şu sonuçlar oluşmuştur (çaprazlama noktaları “/” ile belirtilmiştir).

Çiftleşme grubu 1: (k=4)

Aday 1 : 0110/10 oluşan Birey 1 : 011001

Aday 2 : 1100/01 oluşan Birey 2 : 110010

Çiftleşme grubu 2 : (k=2)

Aday 3 : 11/0001 oluşan Birey 3 : 110110

Aday 4 : 10/0110 oluşan Birey 4 : 100001

6. Adım: Son aşama olan mutasyon bitler düzeyinde uygulanır. Bu örnekte her bir bit için (toplam 24 bit var) mutasyon olma olasılığı 0.01 olarak seçilmiştir. Dolayısıyla her bir bit için ağırlıklı yazı/tura (mutasyon olasılığına göre) atılarak hangi bitlerin mutasyona uğrayacağı belirlenir. Bu işlem yapılmış ve sonuçta oluşan birey 3'ün 2 numaralı bitinde mutasyon olacağı ortaya çıkmıştır.

Oluşan Birey 3 : 110110

Mutasyon sonucu oluşan Birey 3 : 100110

Bu adımın tamamlanmasıyla bir sonraki kuşağı oluşturacak toplumun bireyleri belirlenmiş olur. Yeni toplum şu şekildedir;

Birey 1 : 011001 x=25 → x²=625

Birey 2 : 110010 x=50 → x²=2500

Birey 3 : 100110 x=38 → x²=1444

Birey 4 : 100001 x=33 → x²=1089

3 temel operatörden oluşan genetik algoritma her aşamada yeni oluşan kuşağa uygulanarak bir sonraki kuşak elde edilecektir.

Yukarıdaki örnekte tek bir iterasyon yapılmış ve başlangıç toplumundan bir sonraki kuşak oluşturulmuştur ancak genetik algoritmanın çalışmasının tam olarak gözlenebilmesi için tek bir iterasyon yeterli değildir. Yukarıdaki işlemlerde her şey çok fazla rastgele gibi görünse de, uygunluk değeri yüksek olan bireylerin seçilme ve çiftleşme olasılıkları yüksek olduğu için kuşaklar ilerledikçe toplumu oluşturan bireylerin uygunluk değerlerinin ortalamasının da arttığı gözlenecektir. Bunun için ise tek bir iterasyon yeterli değildir.

2.5. Genetik Algoritmaların Uygulama Alanları

Karmaşık problemleri hızlı ve optimale yakın olarak çözebilen genetik algoritmalar, çeşitli problem tiplerine uygulanabilmektedir. Büyük çözüm uzaylarının geleneksel yöntemlerle taranması hesaplama zamanını arttırmaktadır. Ancak bu tip problemlere, genetik algoritmalar ile kısa sürede, kabul edilebilir çözümler bulunabilmektedir. Genetik algoritmalar özellikle çözüm uzayının geniş, süreksiz ve karmaşık olduğu problem tiplerinde başarılı sonuçlar vermektedir. Genetik algoritmaların uygulama alanları genel uygulama alanları ve işletmelerdeki yaygın uygulama alanları olmak üzere iki sınıfa ayrılarak incelenmiştir.

2.5.1. Genel Uygulama Alanları

Genetik algoritmaların genel uygulama alanları aşağıdaki gibi verilebilir:

2.5.1.1. Optimizasyon

Bir arama yöntemi olan genetik algoritmalar, farklı bilim dallarındaki optimizasyon problemlerini çözmede kullanılmaktadır. Genetik algoritmaların uygulandığı optimizasyon problemleri, fonksiyon optimizasyonu ve birleşim (combinatorial) optimizasyonu altında toplanabilir. Genetik algoritma araştırmalarının önemli bir bölümü fonksiyon optimizasyonu ile ilgilidir. Genetik algoritmalar, geleneksel optimizasyon tekniklerine göre zor, süreksiz ve gürültü (noisy) içeren fonksiyonları çözmede daha etkindirler. Optimize edilecek amaç fonksiyonunun süreksiz olması halinde, süreksizlik noktalarında fonksiyonun türevi alınamayacağından, türev almaya dayalı optimizasyon yöntemleri kullanılamamaktadır. Oysa genetik algoritmalar, problemlerin çözümü için türev veya diğer yardımcı bilgilere gereksinim duymadığından özellikle bu tip problemlerin çözümünde geleneksel yöntemlere göre önemli bir üstünlük sağlamaktadır.

2.5.1.2. Otomatik Programlama ve Bilgi Sistemleri

Genetik algoritmaların yaygın olarak kullanıldığı alanlardan biri, belirli ve özel görevler için gerekli olan bilgisayar programlarını geliştirmedir. Ayrıca, diğer hesaplama gerektiren yapıların tasarımı için de kullanılmaktadır. Bunlara örnek olarak, bilgisayar çipleri tasarımı, ders programı hazırlanması ve ağların çizelgelenmesi verilebilir.

Genetik algoritmaların uygulandığı diğer bir optimizasyon problem sınıfı olan birleşti optimizasyon problemleri ise, istenen amaçlara ulaşmak üzere, sınırlı kaynakların etkin tahsis edilmesiyle ilgilidir. Bu sınırlar genel olarak, işgücü, tedarik veya bütçe ile ilgilidir. Sözü geçen “birleşti” kelimesi, yalnızca sonlu sayıda alternatif uygun çözümün mevcut olması ile ilgilidir. Birleşti optimizasyon, iyi tanımlanmış bir problem uzayında bir veya daha fazla optimal çözüm bulma sürecidir.

2.5.1.3. Mekanik Öğrenme

Genetik algoritmalar, sınıflama sistemlerinde kural-bulma mekanizması olarak kullanılmaktadırlar. Genetik algoritmalar ayrıca, sinir ağlarında ve proteinin yapısal analizinde de kullanılmaktadır.

2.5.1.4. Ekonomik ve Sosyal Sistem Modelleri

Genetik algoritmalar yenilik sürecinin modellenmesi amacıyla da kullanılmaktadır. Ayrıca genetik algoritmaların, fiyat verme stratejilerinin gelişim süreçlerini ve kazanç getiren pazarların ortaya çıkış süreçlerini modelleme alanlarında da kullanımları oldukça yaygındır. Genetik algoritmalar sosyal sistemlerin evrimsel yönlerini anlamak amacıyla kullanılmaktadır. Bunlara örnek olarak işbirliğinin evrimi, iletişimin evrimi ve karıncalardaki iz takibi davranışının evrimi verilmektedir.

2.5.2. İşletmelerdeki Uygulama Alanları

2.5.2.1. Finans

Genetik algoritmalar, finansal modelleme uygulamaları için son derece uygundur. Genetik algoritmalar amaç fonksiyonu odaklıdır. Finans problemlerinde genel olarak, amaç fonksiyonları tahmin etme gücüne veya bir kıyaslama sonucuna bağlı getirilerdeki gelişmeleri içerir. Kullanılan araç ve problemler arasında mükemmel bir eşleşme mevcuttur. Özellikle hisse senedi fiyatlarındaki değişim kalıplarını tahmin etmede ve bulmada, kaynak tahsisi ve uluslararası sermaye tahsisi stratejilerini belirlemede genetik algoritmalar kullanılabilir.

2.5.2.2. Pazarlama

Tüketicilere ait verileri analiz etmek, çeşitli tüketici kalıpları çıkarmak ve bu kalıplara dayanarak pazarlama stratejileri uygulamak, pazarlamanın en önemli fonksiyonlarından biridir. Tüketicilerin profilleri çıkarılarak, belirli satın alma kalıpları yakalanabilmektedir. Genetik algoritma tabanlı yaklaşım kullanılarak veri yığınlarından modeller elde edilmektedir.

2.5.2.3. Üretim/İşlemler

Genetik algoritmaların en çok uygulandığı alanların başında üretim/işlemler gelmektedir. Burada üretim/işlemler alanıyla ilgili çeşitli problemlerin, GA'lar kullanılarak çözümü yapılabilir. Bu problemler;

- Montaj Hattı Dengeleme Problemi
- Gezgin Satıcı Problemi
- Tesis Yerleşim Problemi
- Atama Problemi
- Hücresel Üretim Problemi
- Sistem Güvenilirliği Problemi
- Taşıma Problemi
- Araç Rotalama Problemi
- Minimum Yayılan Ağaç Problemi
- Çizelgeleme Problemi

Bu problemler içerisinde en yaygın olanı gezgin satıcı problemidir.

3. MATRİS DEPLASMAN METODU İLE KAFES SİSTEMLERİN BOYUTLANDIRILMASI

3.1. Gerilme Sınırlayıcıları

Bir çubuk elemanın i düğüm noktasına etki eden P kuvveti sonucu çubukta meydana gelen yerdeğiştirme

$$u_i = \frac{\ell_i}{E_i A_i} P_i \quad (3.1)$$

olarak ifade edilir. Burada E_i elemanın elastisite modülü, A_i elemanın kesit alanı, ℓ_i elemanın uzunluğu, P_i dış kuvvet olarak tanımlanır. Denklem (3.1)'i P_i cinsinden yazarsak

$$P_i = \frac{E_i A_i}{\ell_i} u_i \quad (3.2)$$

şeklinde olur. Burada $\frac{E_i A_i}{\ell_i}$ rijitlik elemanı k_i olarak tanımlanmaktadır.

$$k_i = \frac{E_i A_i}{\ell_i} \quad (3.3)$$

olarak yazılır. Matris formunda kafes sistemlerin bütün elemanları için yazılırsa:

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_i \\ \vdots \\ P_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{E_1 A_1}{\ell_1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ & \frac{E_2 A_2}{\ell_2} & & & \vdots \\ & \vdots & & & \\ 0 & \dots & \frac{E_i A_i}{\ell_i} & \dots & 0 \\ & \vdots & & & \\ 0 & 0 & \dots & \frac{E_n A_n}{\ell_n} & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_i \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$$P = k \cdot u \quad (3.5)$$

şeklinde yazılır.

Bu diyagonal k matrisi rijitlik matrisidir. σ_i gerilmesi P_i / A_i denklemiyle verilir ve müsaade edilebilir gerilmeyi σ_{iw} aşmamalıdır. Denklem (3.3) kullanılarak eleman için gerilme sınırlayıcısı

$$\sigma_i = \frac{P_i}{A_i} = \frac{E_i u_i}{\ell_i} \leq \sigma_w \quad (3.6)$$

denklemiyle elde ederiz.

Matris formunda gerilme sınırlayıcılarının bütün elemanları denklem (3.4) ve (3.5)'de kullanılarak çıkarılabilir.

$$\sigma_i = S \cdot u \leq \sigma_{iw} \quad (3.7)$$

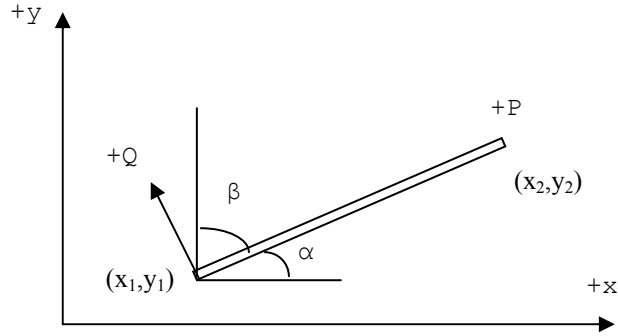
burada S diyagonal gerilme matrisidir.

$$S = \begin{bmatrix} \frac{E_1}{\ell_1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ & \frac{E_2}{\ell_2} & & & \vdots \\ & \vdots & & & \\ 0 & \dots & \frac{E_i}{\ell_i} & \dots & 0 \\ & \vdots & & & \\ 0 & 0 & \dots & & \frac{E_n}{\ell_n} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

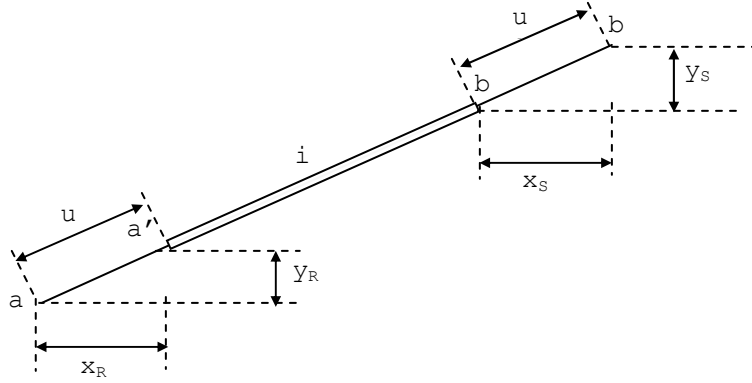
elemanların bağımsız olduğu denklem (3.7)'deki gerilme sınırlayıcılarının matrisi verilmiştir. Kafes sistemlerin boyutlandırılmasında sağlanması gerekli şartlardan birisi de, çubuklarda meydana gelen gerilmelerin, emniyet gerilmelerinden küçük veya eşit olmasıdır.

3.2. Deplasmanların Dönüşümü

Şekilde görüldüğü gibi R düğümündeki birinci uç S düğümündeki ikinci uca bir okla birleştirilmiş olan çerçeve düzlem düğüm noktasının bir i elemanı olarak düşünülür.



Şekil 3.1. Eleman koordinatları



Şekil 3.2. Eleman uç noktalarının deplasmanı

Pozitif x-y eksenini görüldüğü gibi ve bütün yapıda işaretlenmiştir. Eleman P ve Q sınırlı bir eksen çiftine sahiptir, elemanın ikinci ucundaki nokta olan bir okla belirlenmiş P noktasının yönü pozitiftir. R ve S noktalarının koordinatları sırasıyla (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) olursa, elemanın l uzunluğu;

$$l = \sqrt{[(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2]} \quad (3.9)$$

bağıntısı tarafından verilir.

Bazı iç kuvvet tatbikinde x-y referans koordinatları yönünde R ve S noktalarının deplasmanlarına izin verilebilir.

$$\left. \begin{aligned} X_R &= \{x \quad y\}_R \\ X_S &= \{x \quad y\}_S \end{aligned} \right\} \quad (3.10)$$

P eksenine paralel u_1 ve u_2 miktarı kadar taşınan elemanın uçları deplasman düğümlerinin bir sonucu olur. Böylece elemanın yeni pozisyonu a' ve b' Şekil 3.2'de görüldüğü gibi verilir. Elemanın uzama miktarı;

$$u_i = u_2 - u_1 \quad (3.11)$$

olur; Şekil 3.2.'den;

$$\left. \begin{aligned} u_1 &= x_R \cdot \cos \alpha + y_R \cdot \sin \alpha \\ u_2 &= x_S \cdot \cos \alpha + y_S \cdot \sin \alpha \end{aligned} \right\} \quad (3.12)$$

$$\left. \begin{aligned} \cos \alpha &= \frac{x_2 - x_1}{l} \\ \sin \alpha &= \frac{y_2 - y_1}{l} = \cos \beta \end{aligned} \right\} \quad (3.13)$$

denklem (3.12), denklem (3.11)'de yerine yazılırsa;

$$u_i = x_S \cdot \cos \alpha + y_S \cdot \sin \alpha - x_R \cdot \cos \alpha - y_R \cdot \sin \alpha \quad (3.14)$$

şeklini alır ve bu matris formunda yazılabilir.

$$u_i = [-\cos\alpha - \sin\alpha \dots \cos\alpha \sin\alpha] \{x_R y_R \dots x_S y_S\} \quad (3.15)$$

$[-\cos\alpha - \sin\alpha \dots \cos\alpha \sin\alpha]$ vektör dizisi i elemanları için $[a_i]$ deplasman dönüşüm matrisidir ve elemanın her bir uç R ve S düğüm noktalarının deplasmanlarındaki U_i birim uzama-şekil değiştirme bağıntısı kurulur. Bu durum;

$$u_i = [a_i] \{x_R x_S\} \quad (3.16)$$

bütün elemanlar için denklem (3.16)'a benzer denklemler yazılabilir ve U eleman birim uzama vasıtasıyla yapı x deplasman düğümlerinin terimlerinde ifade edilebilir.

$$U = A \cdot X \quad (3.17)$$

Burada A yapının deplasman dönüşüm matrisidir. Uzak kafes düğüm noktaları probleminde u_i birim uzama bağıntısının bu formülle verildiği rahatlıkla görülür.

$$\begin{array}{cc} \text{R düğümünde} & \text{S düğümünde} \\ u = [-\cos\alpha - \cos\beta - \cos\gamma \dots \cos\alpha \cos\beta \cos\gamma] \times \{x_R y_R z_R \dots x_S y_S z_S\} \end{array} \quad (3.18)$$

Z_R ve Z_S yapının eksenine paralel R ve S düğüm noktalarındaki deplasmanlardır. γ açısı elemanların pozitif P eksenini ile pozitif Z eksenini arasındadır.

$$\cos\gamma = \frac{Z_2 - Z_1}{\ell} \quad (3.19)$$

Z_1 ve Z_2 uzay elemanlarının birinci ve ikinci uç noktalarının Z koordinatlarıdır.

Deplasman düğüm noktalarının terimlerinde gerilme sınırlayıcılarını ifade etmek mümkündür.

$$SAX \leq \sigma_w \quad (3.20)$$

Deplasman sınırlayıcılarında;

$$X \leq \Delta \quad (3.21)$$

şartı mutlaka sağlanmalıdır.

3.3. Rijitlik Sınırlayıcıları

Bilindiği gibi yapılar, etkiyen dış yükleri emniyetle taşıyabilecek kadar rijid olarak boyutlandırılırlar. Bu şart rijitlik eşitlikleri ile ifade edilir.

Elemanlar tarafından kapsanan $P'U$ işindeki denklem; dış yük vektörü ile x deplasman vektörünün çarpımının eşitlenmesiyle; rijitlik sınırlayıcıları kurulmuş olur. Yani;

$$L'x = P'U \quad (3.21)$$

$$U = AX \quad (3.22)$$

denklem (3.17)'de yerine yazılırsa X değeri yok edildikten sonra;

$$L' = P'A \quad (3.23)$$

Eşitliğin her iki tarafında dönüşüm yaparsak eğer;

$$L = PA' \quad (3.24)$$

denklemini elde etmiş oluruz. Burada L dış yük vektörüdür.

Şimdi dış yüklerin terimindeki düğüm deplasmanlarını tarif etmek mümkündür. U; denklem 3.16'dan $P = k \cdot U$ bağıntısında yerine yazılırsa;

$$P = k.AX \quad (3.25)$$

Daha sonra denklem (3.24)'de P elimine edilir,

$$L = A'kAX = KX \quad (3.26)$$

elde edilir. $K = A'kA$ matrisi yapının tümünün rijitlik matrisi olarak bilinir.

Bir yapı dizaynında; dış yükleri nakletmeye müsait olan K rijitliğini seçmek gereklidir. Rijitlik sınırlayıcıları denklem (3.26)'da elde edilmiştir ve dış yük vektörünün değeri;

$$KX=L \quad (3.27)$$

olarak ifade edilir.

Materyalin minimum değeri için amaç fonksiyonunun denklemi minimize edilerek verilir. Kurulan kA, SA ve A'kA matrisleri yerine her zaman bir yapı tasarlanmış olur. Tek bir eleman için bu matris çarpımları, dışına taşması kolaydır b-ve sonra çeşitli sınırlayıcıların kurulması için doğrudan sonuç kullanılır. Bir yapı düğüm noktasının tek bir eleman için kA matrisi denklem 3.17 kullanılarak bulunmuştur. Bu denklem;

$$[kA] = [-a \cos \alpha - a \cos \beta - a \cos \gamma \dots a \cos \alpha \quad a \cos \beta \quad a \cos \gamma] \quad (3.28)$$

$a=EA/L$ olduğu belirttikten sonra, benzer şekilde SA matrisi denklem (3.6) ve (3.18) ile

$$\alpha_i = \frac{E_i U_i}{\ell_i} \leq \sigma_{iw} \text{ bağıntısı kullanılarak bulunmuş olur.}$$

$$SA = [-S \cos \alpha - S \cos \beta - S \cos \gamma \dots S \cos \alpha \quad S \cos \beta \quad S \cos \gamma] \quad (3.29)$$

$$S = E / \ell \quad (3.30)$$

olduğu hatırlanmalıdır.

$$K = \begin{bmatrix} K_{RR} & K_{RS} \\ K_{SR} & K_{SS} \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

$$kA = [-a \cos \alpha - a \sin \alpha \quad a \cos \alpha \quad a \sin \alpha] \quad (3.32)$$

$$SA = [-S\cos\alpha - S\sin\alpha \quad S\cos\alpha \quad S\sin\alpha] \quad (3.33)$$

ve K matrisine uyarlırsak;

$$K = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{R düğümünde} & & \text{S düğümünde} \end{matrix} \\ \begin{matrix} \text{R düğümünde} \\ \text{S düğümünde} \end{matrix} & \begin{bmatrix} a\cos^2\alpha & a\cos\alpha\sin\alpha & \cdots & -a\cos^2\alpha & -a\cos\alpha\sin\alpha \\ a\cos\alpha\sin\alpha & a\sin^2\alpha & \cdots & -a\cos\alpha\sin\alpha & -a\sin^2\alpha \\ -a\cos^2\alpha & -a\cos\alpha\sin\alpha & \cdots & -a\cos^2\alpha & a\cos\alpha\sin\alpha \\ -a\cos\alpha\sin\alpha & -a\sin^2\alpha & \cdots & a\cos\alpha\sin\alpha & a\sin^2\alpha \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (3.34)$$

Üç boyutlu için matrisi düzenlersek

$$K = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{R düğümünde} & & \text{S düğümünde} & & \text{T düğümünde} \end{matrix} \\ \begin{matrix} \text{R düğümünde} \\ \text{S düğümünde} \\ \text{T düğümünde} \end{matrix} & \begin{bmatrix} a\cos^2\alpha & a\cos\alpha\cos\beta & a\cos\alpha\cos\gamma & \cdots & -a\cos^2\alpha & -a\cos\alpha\cos\beta & -a\cos\alpha\cos\gamma \\ a\cos\alpha\cos\beta & a\cos^2\beta & a\cos\beta\sin\gamma & \cdots & -a\cos\alpha\cos\beta & -a\cos^2\beta & -a\cos\beta\sin\gamma \\ a\cos\alpha\cos\gamma & a\cos\beta\cos\gamma & a\cos\gamma & \cdots & -a\cos\alpha\cos\gamma & -a\cos\beta\cos\gamma & -a\cos^2\gamma \\ -a\cos^2\alpha & -a\cos\alpha\cos\beta & -a\cos\alpha\cos\gamma & \cdots & a\cos^2\alpha & a\cos\alpha\cos\beta & a\cos\alpha\cos\gamma \\ -a\cos\alpha\cos\beta & -a\cos^2\beta & -a\cos\beta\sin\gamma & \cdots & a\cos\alpha\cos\beta & a\cos^2\beta & a\cos\beta\sin\gamma \\ -a\cos\alpha\cos\gamma & -a\cos\beta\cos\gamma & -a\cos\gamma & \cdots & a\cos\alpha\cos\gamma & a\cos\beta\cos\gamma & a\cos^2\gamma \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (3.35)$$

elde edilir.

4. ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON PROBLEMLERİ İÇİN GENETİK ALGORİTMA

4.1. Çok Amaçlı Optimizasyon

Karar problemleri amaç sayısına göre “tek amaçlı” ve “çok amaçlı” olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Tek amaçlı problemler, tek bir amaç fonksiyonun optimizasyonu ile karakterize edilebilirler.

Günümüzde mühendislik problemlerinin çözümünde sürekli olarak çeşitli karar verme problemleri ile karşı karşıya kalmaktayız. Verilmesi gereken kararların bazıları oldukça basit ve önemsiz iken, bazıları da oldukça karmaşık bir yapıya sahip olmaktadır ve büyük bir önem teşkil etmektedirler. Optimizasyonun klasik yapısı belirli bir amacı başaracak ve belirli sınırlamaları sağlayacak bir karar verme işlemi olarak düşünülebilir. Buna rağmen çoğu boyutlandırma problemleri birçok amaç fonksiyonu ile tanımlanmaktadır. Bu durumda çeşitli amaçlar arasından seçim yapılması gerekir, böylece değişik amaç fonksiyonlarının daha az veya daha çok başarılı olmasına sebep olur. Bu sebepten dolayı çoğu boyutlandırma problemi bir çok amaç fonksiyonu ile tanımlanmaktadır [12].

4.2. Çok Amaçlı Optimizasyon Formülasyonu

Çok amaçlı optimizasyon problemi matematiksel olarak aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

Amaç fonksiyonları;

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]^T \quad (4.1)$$

eşitsizlik sınırlayıcıları:

$$g_i(x) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4.2)$$

eşitlik sınırlayıcıları:

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4.3)$$

Formülde kullanılan $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ boyutlandırma değişkenleri, $f(x)$ amaç fonksiyonlarının kümesi, sınırlayıcı kümeleri $g_i(x)$ ve $h_j(x)$ olarak tanımlanmıştır.

Çok amaçlı optimizasyonda, amaç fonksiyonları olan yapı hacmini ve deplasman bileşenlerinin oluşturmuş olduğu kümeye pareto çözüm kümesi denir. Pareto optimizasyon şartı;

$$f_i(x) \leq f_i(x^*) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (4.4)$$

için ve

$$f_i(x) < f_i(x^*) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (4.5)$$

en az bir i için şartlarını sağlayan başka bir $x \in S$, vektörü yok ise $x^* \in S$ çok amaçlı optimaldir. Genetik çok amaçlı optimizasyon problemi için önerilen algoritmanın adımları aşağıda verilmiştir.

- 1. Adım** Rastgele bir başlangıç toplumu oluştur.
- 2. Adım** Topluluktaki her bir bireyin, problemin amaç fonksiyonlarını kullanarak uygunluk değerlerini sırasıyla hesaplanır.
- 3. Adım** Pareto optimal çözümler kümesini belirlenir.
- 4. Adım** Turnuva seçimine göre ebeveyn bireyleri belirle ve bu bireylere P_c olasılığı ile çaprazlama uygula. Çaprazlama sonucu oluşan bireyleri de P_m olasılığı ile mutasyona uğratılır.
- 5. Adım** Yeni topluluğun uygunluk değerlerini hesapla. Bir önceki topluluktaki her bir amacı optimum yapan bireyleri yeni nesil topluluğa ilave edilir. Pareto optimal çözümler kümesini yenilenir.
- 6. Adım** Maksimum nesil sayısına ulaşıldıysa algoritmayı sonlandırılır ve Pareto optimal çözümleri getir. Aksi takdirde nesil sayısını 1 artırarak 2. adıma geri dönülür.

Genetik algoritmalarda probleme özgü olan tek kısım 2. adım olan uygunluk fonksiyonlarıdır. Bu adımda her birey teker teker uygunluk fonksiyonuna sokulur ve bireydeki kromozomlara göre o bireyin hayatta kalma şansı hesaplanır. Seçme işleminden sonra iyi bireyler elde etmek için genellikle 0.85 ihtimalli çaprazlama olasılığı ile probleme özgü çaprazlama tipi seçilir. Çaprazlama, iyi özellikleri bir araya getirip sonuca daha çabuk ulaşmayı

sağlar. Ancak çeşitliliği sağlamak için sadece çaprazlama yeterli değildir. Bazı bireyleri genellikle 0.005 olasılıkla mutasyona sokmak gerekebilir. Bu işlemlerden sonra 5. adımda oluşan yeni topluluğun uygunluk değerleri hesaplanır ve aynı işlemler en iyiyi bulmak için verilen nesil sayısına (6. adıma) kadar devam ettirilir ve işlem sonlandırılır.

5. GOAL PAKET PROGRAM İLE SAYISAL UYGULAMALAR

GOAL paket programıyla düzlem ve uzay kafes sistemlerin optimum boyutlandırılmasını yapan bir algoritma yazılmıştır. Tez çalışmasındaki sayısal örnekler literatürden taranarak seçilmiştir [13,14,15,16,17]. Genetik algoritma ile kafes sistemlerin çok amaçlı optimizasyon algoritması oluşturulmuştur.

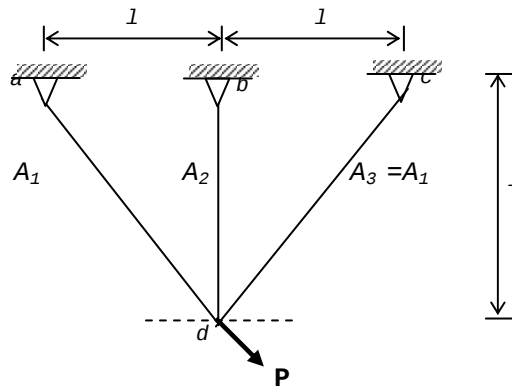
Algoritmanın geçerliliğini kanıtlamak için Hernandez'in üç çubuklu düzlem kafes sistemin, verilen datalarla çözümü yapılmış ve aynı sonuçlar elde edilmiştir. Çok amaçlı optimizasyonunun çalışma şekli, üç çubuklu, on çubuklu düzlem kafes sistemler ile dokuz ve yirmibeş çubuklu uzay kafes sistemler çözülmüş uygun sonuçlar elde edilmiştir. Çözülen örneklerde uzunluklar ve deplasmanlar cm , kuvvet kN , alanlar cm^2 , hacimler cm^3 , elastisite modülü kN/cm^2 olarak alınmıştır. Yalnız karşılaştırılma on çubuklu sistem birimleri literatürdeki gibi alınmıştır [17].

5.1. Düzlem Kafes Sistemin Genetik Algoritma ile Çok Amaçlı Optimizasyonu

5.1.1. Üç Çubuklu Kafes Sistem

Şekil 5.1'de gösterilen üç çubuklu kafes sistemin d noktasına bir P kuvveti etki etmektedir. Bu yükleme altında kafes sistemin Genetik Algoritma ile çok amaçlı boyutlandırılması istenmektedir. Amaç fonksiyonları olarak yapı hacmi ve düşey deplasman göz önüne alınmıştır. Sınırlayıcı olarak malzeme özellikleri, gerilme ve kesit alanları hesaba katılmıştır.

Boyutlandırma değişkenleri $x = [x_1, x_2, x_3] = [A_1, A_2, A_3]$ dir.



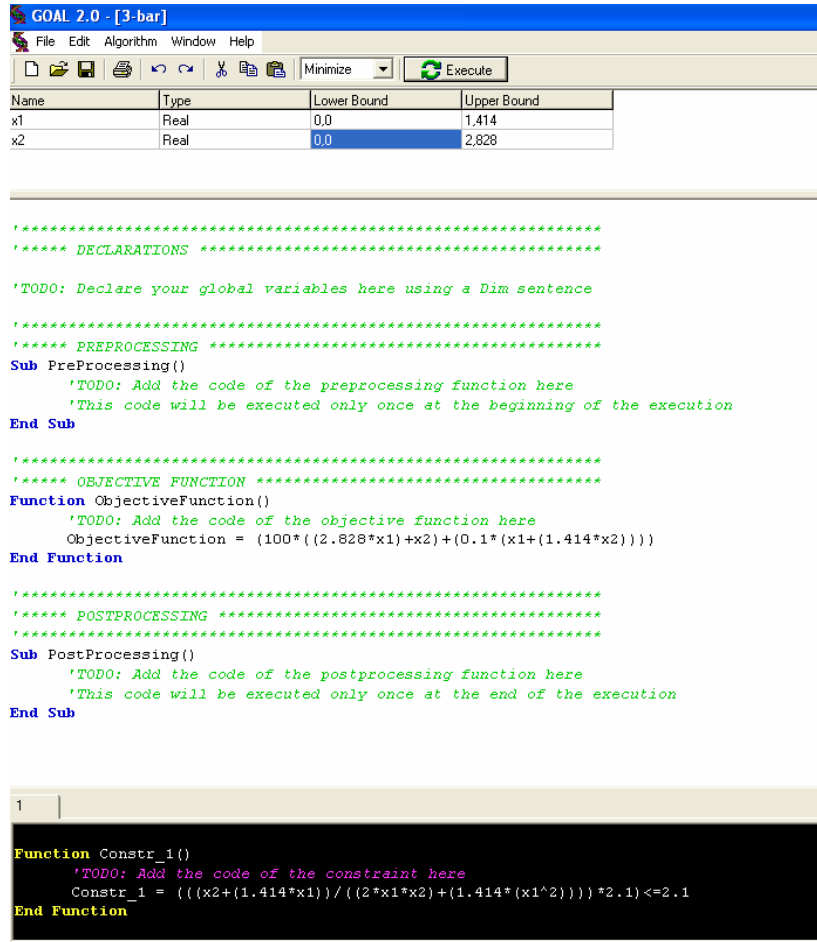
Şekil 5.1. Üç çubuklu düzlem kafes sistem

Amaç fonksiyonları;

$$\min \begin{cases} V(x) = \sum_{i=1}^3 \rho A_i \ell_i \\ \delta(x) = \sqrt{\delta_{dx}^2 + \delta_{dy}^2} \end{cases} \quad (5.1)$$

Problemin çözümü için gerekli olan malzeme özellikleri; elastisite modülü $E = 2100 \text{ t/cm}^2$, müsaade edilebilir gerilme $\sigma = 2.1 \text{ t/cm}^2$, çubuklar arası mesafe $l = 100 \text{ cm}$, d noktasındaki kuvvet $P = 2.1 \text{ t}$ olarak alınmıştır. Boyutlandırma değişkenleri $0 \leq x_1 \leq 1.414 \text{ cm}^2$ ve $0 \leq x_2 \leq 2.828 \text{ cm}^2$ alınmıştır.

Şekil 5.2’de GOAL paket programının çalışma sayfası verilmiştir. Bu çalışma sayfasında amaç fonksiyonları ile sınırlayıcılar ve kesit alanlarının alt ve üst sınırları uygun kutucuklara yazılmıştır.



Şekil 5.2. GOAL çalışma sayfası

Daha sonra genetik algoritma için gerekli olan popülasyon boyutu, nesil sayısı, üreme tipi, seçim, mutasyon oranı ve elitizm sayısı seçilerek işleme optimizasyon işlemine başlanmıştır.

Şekil 5.3. Genetik algoritma parametreleri

Tablo 5.1’de üç çubuklu kafes sistemin çok amaçlı genetik optimizasyon sonuçları nesil sayısına bağlı olarak gösterilmektedir. Bu tabloda, ilk kolonda nesil sayısı, 2. ve 3. kolonda boyutlandırma değişkenleri olan kesit alanları, 4. ve 5. kolonda amaç fonksiyonları yapı hacmi ve düşey deplasman verilmektedir.

Kafes sistemin optimum boyutlandırmasında kullanılan genetik parametreler; popülasyon büyüklüğü 100, çaprazlama tipi üniform, çaprazlama olasılığı 0.85, mutasyon olasılığı 0.005 olarak alınmıştır. Kromozom uzunluğu genellikle uygulamalarda uzun alınır. İlk popülasyon oluşturulmuş, amaç fonksiyonlarının değerleri $V_1 = 275.3276 \text{ cm}^3$ ve $\delta_1 = 0.0762 \text{ cm}$ olarak elde edilmiştir. Genetik algoritmada çaprazlama ve mutasyon olarak iki temel parametre kullanılmıştır.

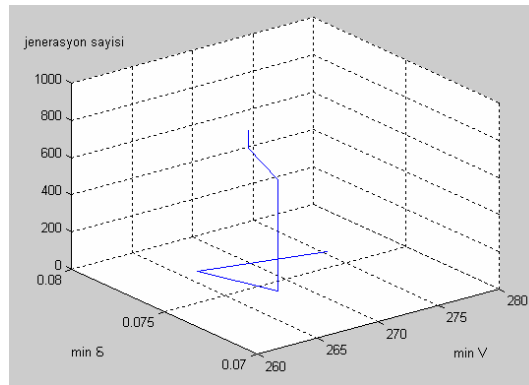
Tablo 5.1’de, görüldüğü gibi genetik algoritmanın yüksek performansı sayesinde 100. nesilde dahi amaç fonksiyonlarının minimuma yakın değer elde edilmektedir. 1000. nesil sonunda amaç fonksiyonları dikkate alındığında bireylerin birbirine benzediği yani bu aşamadan sonra artık toplulukta gelişme sağlanamayacağı görülmektedir. Bu nedenle 1000. neslin sonucunda topluluktaki bireylerin tamamı başarılı bireyi temsil etmekte ve amaç fonksiyonları yapı hacmi $\min V = 263.8976 \text{ cm}^3$ ve düşey deplasman $\min \delta = 0.0730 \text{ cm}$ olarak elde edilmiştir.

Genetik parametrelerin probleme uygulanması ile birlikte Genetik Algoritmanın pratik ve hızlı çözüm veren yapısının birleşimi sonucu Tablo 5.2'deki optimum sonuçlara ulaşılmıştır. Optimizasyon sonucu; GOAL ortamında yazılmış, Pentium IV 2.40 Ghz bir PC'de çözülmüş ve hesaplama zamanı 366 saniye olarak belirlenmiştir.

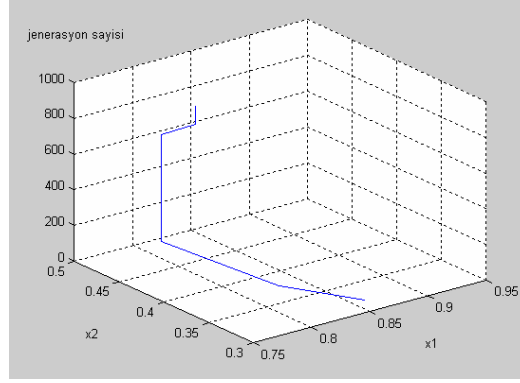
Tablo 5.1. Üç çubuklu kafes sistemin çok amaçlı genetik optimizasyon sonuçları

Nesil Sayısı	Kesit Alanları		Yapı Hacmi	Deplasman
	x_1	x_2	$\min V$	$\min \delta$
1	0.8280	0.3740	275.3276	0.0762
100	0.8147	0.3560	264.2489	0.0760
200	0.8146	0.3421	263.9830	0.0715
300	0.8145	0.3418	263.9830	0.0715
400	0.7770	0.4471	263.9830	0.0715
500	0.7752	0.4499	263.9830	0.0715
600	0.8016	0.3728	263.9830	0.0715
700	0.8016	0.3728	263.9830	0.0715
800	0.7923	0.3983	263.9830	0.0715
900	0.7923	0.3980	263.8976	0.0730
1000	0.7923	0.3979	263.8976	0.0730

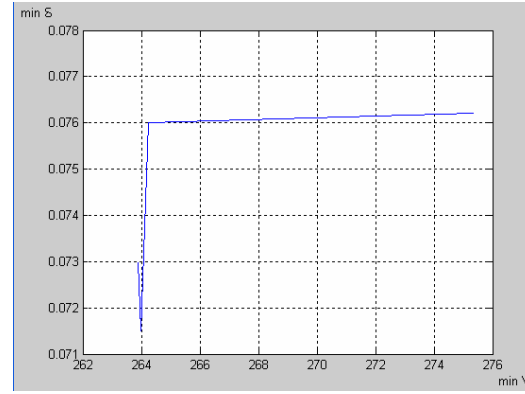
Şekil 5.4'de nesil sayısına bağlı olarak amaç fonksiyonları olan yapı hacmi ve düşey deplasman arasındaki değişim grafiği verilmiştir. Şekil 5.5.'de görüleceği gibi nesil sayısına bağlı olarak boyutlandırma değişkenleri arasındaki değişim gösterilmiştir. Şekil 5.6'da ise amaç fonksiyonları arasındaki değişimi gösterilmiştir.



Şekil 5.4. Nesil sayısı - Amaç fonksiyonları değişimi



Şekil 5.5. Nesil sayısı-boyutlandırma değişkenleri değişimi



Şekil 5.6. Amaç fonksiyonlarının değişimi

Bu sayısal örnek daha önce çok amaçlı optimizasyon ile Hernandez [13] tarafından çözülmüştür. Bu çalışmada ise Genetik Algoritma kullanılarak kısa sürede uygun sonuç elde edilmiştir. Tablo 5.2’de geliştirilen algoritma ile literatürdeki çok amaçlı optimizasyon sonucu karşılaştırıldığında %99.98 yakınsama başarısı gösterilmiştir.

Tablo 5.2. Genetik algoritma ile çok amaçlı optimizasyon sonuçlarının karşılaştırılması

	Kesit Alanı (cm ²)		Düşey Deplasman (cm) <i>min δ</i>	Yapı Hacmi (cm ³) <i>min V</i>
	x_1	x_2		
Hernandez (2000)	0.7880	0.4080	0.0732	263.8500
Bu Çalışmada	0.7871	0.4126	0.0730	263.8976

5.1.2 On çubuklu kafes sistem

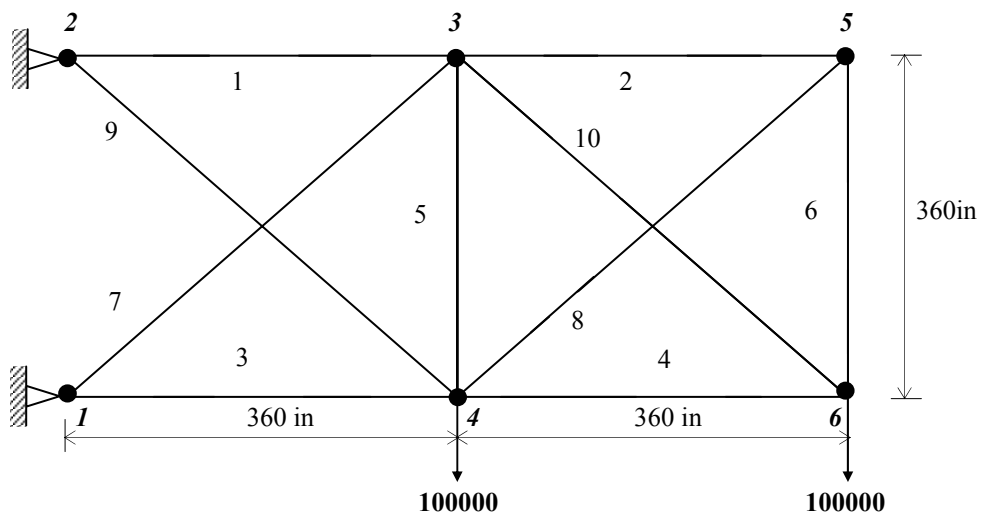
Genetik algoritma ile çok amaçlı optimizasyon için üçüncü örnek olarak Şekil 5.7’de görülen 10 çubuklu düzlem kafes sistem alınmıştır. Sistemin mesnet olmayan düğüm sayısı 4, elastisite modülü 1×10^7 psi olup çubuklar on grupta toplanmıştır. Başlangıç kesit alanı 10 in^2 olarak seçilmiştir. Minimum kesit alanı 2 in^2 alınmıştır. 4 ve 6 düğüm noktalarının yalnız x, y yönündeki deplasmanları 2 in ile sınırlandırılmıştır. 4 ve 6 düğüm noktalarında y yüklemeleri mevcuttur. Amaç fonksiyonları olarak sistemin minimum yapı hacmi ve 6 noktasındaki minimum deplasman gözönüne alınarak, boyutlandırılması istenmektedir.

Boyutlandırma değişkenlerinin $A_i^{(l)} \leq A_i \leq A_i^{(u)}; i = 1, 2, \dots, 10$ sınır değerleri $A_i^{(l)} = 0.1 \text{ in}^2$, $A_i^{(u)} = 50 \text{ in}^2$, ($i = 1, 2, 3, \dots, 10$) olarak verilmiştir.

Gerilme sınırlayıcılarının $\sigma_i^{(l)} \leq \sigma_i \leq \sigma_i^{(u)}; i = 1, 2, 3$, sınır değerleri $\sigma^{(l)} = -25000 \text{ psi}$, $\sigma^{(u)} = +25000 \text{ psi}$, ($i = 1, 2, 3, \dots, 10$) olarak verilmiştir.

Amaç fonksiyonları;

$$\min \begin{cases} V(x) = 360 \rho \left(\sum_{i=1}^6 A_i + \sqrt{2} \sum_{i=6}^{10} A_i \right) \\ \delta(x) = \sqrt{\delta_{6x}^2 + \delta_{6y}^2} \end{cases} \quad (5.2)$$



Şekil 5.7. On çubuklu düzlem kafes sistem

Tablo 5.3’de on çubuklu düzlem kafes sistemin düğüm noktası koordinatları verilmiştir.

Tablo 5.3. Düğüm noktası koordinatları

Düğüm no	X (cm)	Y (cm)
1	0	0.0
2	0	360
3	360	360
4	360	0
5	720	360
6	720	0

Tablo 5.4’de on çubuklu düzlem kafes sistemin 4 ve 6 nolu düğüm noktalarının X ve Y yönündeki yükleme şekilleri verilmiştir.

Tablo 5.4. Yükleme

Düğüm no	X	Y
4	0	100000
6	0	100000

Tablo 5.5’de on çubuklu kafes sistemin sonuçları literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılmış ve uygun sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 5.5. On çubuklu düzlem kafes sistemin literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılması

Kesit Alanları (in ²)	Tek amaçlı optimizasyon							Çok amaçlı optimizasyon
	Gellatly [18]	Venkayya [19]	Schmit [20]	Qian [21]	Belegundu [22]	Camp [23]	Hajela & Berke[24]	Bu tezde
A ₁	22.21	23.416	23.76	23.545	25.70	24.07	30.774	29.09
A ₂	15.6	14.904	14.56	14.96	0.10	13.96	0.112	0.10
A ₃	0.24	0.53	0.53	0.297	25.11	0.56	17.40	26.44
A ₄	0.10	0.128	0.10	0.10	19.39	0.10	11.425	15.46
A ₅	31.35	30.416	30.67	30.90	0.10	28.92	0.108	0.10
A ₆	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.487	0.10
A ₇	22.06	21.08	21.07	21.28	15.40	21.95	5.593	19.56
A ₈	8.35	8.578	8.578	7.611	20.32	7.69	22.953	7.25
A ₉	0.14	0.10	0.10	0.10	20.74	0.10	20.886	0.10
A ₁₀	20.03	21.08	20.96	21.16	1.14	22.09	0.10	21.96
min V	5112	5084.9	5076.85	5069.4	5472	5076.35	4692.49	5054
minδ	-	-	-	-	-	-	-	2.062

5.2. Uzak Kafes Sistemin Genetik Algoritma İle Çok Amaçlı Optimizasyonu

5.2.1. Dokuz çubuklu uzak kafes sistem

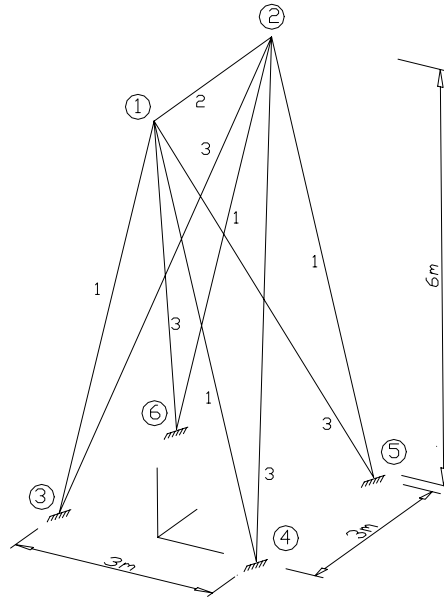
Genetik algoritma ile çok amaçlı optimizasyon için üçüncü örnek olarak Şekil 5.8’de görülen 9 çubuklu uzak kafes sistem alınmıştır. Sistemin mesnet olmayan düğüm sayısı 2, elastisite modülü $2.06 \times 10^4 \text{ kN/cm}^2$ olup çubuklar üç grupta toplanmıştır. Başlangıç kesit alanı 6 cm^2 olarak seçilmiştir. Minimum kesit alanı 2 cm^2 alınmıştır. 1 ve 2 düğüm noktalarının yalnız x, y yönündeki deplasmanları 2 cm ile sınırlandırılmıştır. 1 ve 2 düğüm noktalarında x, y ve z yönünde yüklemeler mevcuttur. Amaç fonksiyonları olarak sistemin minimum yapı hacmi ve 1, 2 noktasındaki minimum deplasman gözönüne alınarak, boyutlandırılması istenmektedir.

Amaç fonksiyonları;

$$\min \begin{cases} W(x) = \sum_{i=1}^9 \rho A_i \ell_i \\ \delta(x) = \sum_{i=1}^2 \sqrt{\delta_{ix}^2 + \delta_{iy}^2 + \delta_{iz}^2} \end{cases} \quad (5.3)$$

Sınırlayıcılar;

Boyutlandırma değişkenlerinin alt ve üst $A_i^{(l)} \leq A_i \leq A_i^{(u)}; i = 1, 2, 3$ sınır değerleri $A_i^{(l)} = 2.0 \text{ cm}^2, (i = 1, 2, 3), A_i^{(u)} = 10 \text{ cm}^2, (i = 1, 2, 3)$ olarak verilmiştir.



Şekil 5.8. Dokuz Çubuklu Uzak Kafes Sistem

Dokuz çubuklu kafes sistemin düğüm noktalarının koordinatları Tablo 5.6’da verilmiştir. Tablo 5.7’de düğüm noktalarına göre X, Y ve Z koordinatlarındaki yüklemeler verilmiştir.

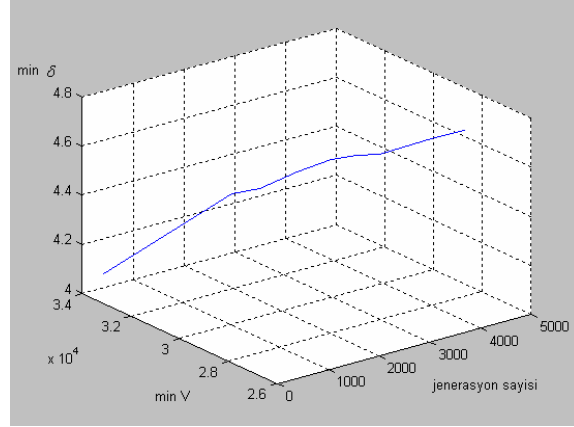
Tablo 5.6. Düğüm Noktası Koordinatları

Düğüm no	X (cm)	Y (cm)	Z (cm)
1	0.0	0.0	600
2	0.0	300	600
3	-150	0.0	0.0
4	150	0.0	0.0
5	150	300	0.0
6	-150	300	0.0

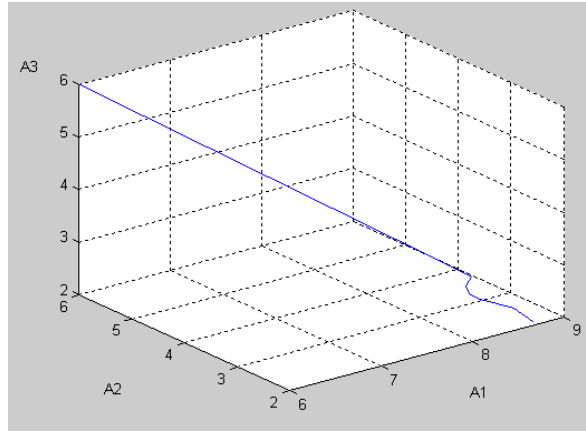
Tablo 5.7. Yükleme (kN)

Düğüm no	X	Y	Z
1	80.0	0.0	-32.0
2	-80.0	48.0	-32.0

Dokuz çubuklu uzay kafes sistemin genetik algoritma ile çok amaçlı boyutlandırılmasında kullanılan genetik parametreler; popülasyon büyüklüğü 100, çaprazlama tipi üniform, çaprazlama olasılığı 0.85, mutasyon olasılığı 0.005 olarak alınmıştır. İlk popülasyon oluşturulmuş, amaç fonksiyonlarının değerleri $V_1 = 33140 \text{ cm}^3$ ve $\delta_1 = 4.12 \text{ cm}$ olarak elde edilmiştir. 4500 neslin sonucunda topluluktaki bireylerin tamamı başarılı bireyi temsil etmekte, kesit alanları $A_1 = 8.72 \text{ cm}^2$, $A_2 = 2.10 \text{ cm}^2$ ve $A_3 = 2.00 \text{ cm}^2$ olarak elde edilmiştir. Amaç fonksiyonları olan yapı hacmi $\min V = 27710 \text{ cm}^3$ ve düşey deplasman $\min \delta = 4.70 \text{ cm}$ olarak bulunmuştur.



Şekil 5.9. Nesil sayısı - Amaç fonksiyonları değişimi



Şekil 5.10. Boyutlandırma değişkenleri değişimi

Şekil 5.9'da nesil sayısına bağlı olarak amaç fonksiyonlarının değişim grafiği verilmiştir. Şekil 5.10.'da boyutlandırma değişkenleri arasındaki değişim gösterilmiştir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada mühendislik sistemlerinin boyutlandırmasını yapan çok amaçlı optimizasyon yaklaşımına ilişkin bir genetik algoritma sunulmuştur. Çok amaçlı optimizasyon için amaç fonksiyonları olarak yapı hacmi ve deplasmanlar alınmış, sınırlayıcılar olarak deplasman, gerilme, burkulma ve minimum alan sınırlayıcıları kullanılmıştır.

Çok amaçlı optimizasyon probleminin GA yaklaşımı ile çözümünden elde edilen sonuçlar, klasik optimizasyon ile çözümü yapılan üç çubuklu düzlem kafes sistem ile karşılaştırılarak yaklaşık sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlar geliştirilen algoritmanın etkinliğini ve doğruluğunu göstermektedir.

1. Düzlem ve uzay kafes sistemlerin genetik çok amaçlı optimizasyonu ile çözümü için GOAL paket programı kullanarak bir algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritma genel amaçlı olup, çerçeve sistemlerine de uygulanabilir.
2. Bu tezde yalnız lineer olma gözönüne alınmışsa da, yöntem lineer olmamayı içerecek biçimde geliştirilebilir.
3. Geliştirilen algoritma ile optimizasyon yapma işleminin, küçük bir yazılımla sonuca daha hızlı ulaştığı görülmüştür.
1. Boyutlandırma probleminin belirsiz ve karmaşık yapısını modellemek için, genetik algoritma teorisi kullanımının uygun olduğu görülmüştür.

Sonuç olarak, geliştirilen algoritma klasik çözüm yöntemlerin yetersiz kaldığı karmaşık problemlerin çözümünde etkin bir şekilde kullanılabileceği söylenebilir. Özellikle çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde gerek işlem süresinin kısalığı, gerekse kolay çözüme ulaşabilen yapısı nedeniyle Genetik algoritma tercih edilmektedir.

KAYNAKLAR

1. Arslan, A., Turgut, P., Calayir Y., 1996, A genetic search based arrangement of load combinations in structural frames. CST 96, The Third Int. Conf. on Computational Structures Technology, Budapest, Hungary, August 1996, Ed B.H.V. Topping.
2. Lieppins, G.E., Hilliard, M.R., 1989, Genetic algorithms foundation and applications, Annals of Operations Research, V.21, pp:31-58.
3. Goldberg, D.E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, USA.
4. Cicirello, V.A., Smith, F.S., 1989, Using genetic algorithm in schedule flow shop release, Proc. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms Applications. 160-169.
5. Pareto, V., 1906, 1971, *Manuale di Economica Polittica*, Societa Editric Libraia, Milan, Italy; translated into English by A.S. Schwier, as *Manual of Political Economy*, Macmillan, New York.
6. Gözütok, S., 2002, Genetik algoritma yöntemi ile içme suyu şebekelerinde kalibrasyon, M.Sc. Theses, Civil Engineering Department, Gazi University.
7. Croce, F.D., Tadei, R., Volta, G., 1995, A genetic algorithm for the job shop problem., Computers and Operations. Research. Vol.22, No.1.
8. Mansfield, R.A., 1990, Genetic algorithms, University of Wales College of Cardiff
9. <http://www.man.ac.uk/hpctec/courses/biocomputing>, 2006
10. <http://osiris.sunderland.ac.uk/cbowww/AI>, 2006
11. Kurt, M., Semetay, C., 2001, Genetik algoritma ve uygulama alanları, mühendis ve makine, 42(501), 19-24.
12. Keleşoğlu, Ö., 2003, Çok amaçlı bulanık optimizasyon tekniği için bir algoritma, SAÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, Cilt 7(3), 37-42.
13. Hernandez, S., 2000, Post-Optimal procedures for structural optimization, Advances in Engineering Software 31, 401-409.
14. Ülker, M., 1988, *Lineer Olmayan Kafes Sistemlerin Optimum Boyutlandırılması*,. Doktora Tezi ,Fırat Üniversitesi.
15. Ülker,M., M.S. Hayalioğlu, 2001, Optimum design of space trusses with buckling constraints by means of spreadsheets. Turk J Engin. Environ Sci, TÜBİTAK, 25, 355-367.
16. Keleşoğlu, Ö., 2002, *Lineer Olmayan Uzay Kafes Sistemlerin Bulanık Mantık Yöntemi ile Optimizasyonu*, Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
17. Groenwold, A.A., Stander,N., and snyman,J.A.,1999, A Regional Genetic Algorithm For The Discrete Optimal Design Of Truss Structures, Int J. Numer. Meth. In Eng., Vol.

Aa,749-766.

18. Gelleatly RA, Berke L, 1971, Optimal Structural Design, Report No. AFFDL-TR-70-165, Air Force Flight Dynamics Laboratory, Wright Patterson Air force Base, Ohio
19. Venkayya VB., 1971, Design of optimum structures. Int J Comput Struct, 1265-309.
20. Schmit LA.,1975, Miura II. Approximation concepts for efficient structural synthesis, NASA CR-2552.
21. Qian LX, Zhang WX, Siu YK, Zhang JT., 1982, Efficient optimum design of structures-program DDDU.
22. Belegundu A.D. Study of mathematical programming methods for structural optimization, PhD thesis, University of Iowa City, Iowa.
23. Camp C, Shahram P, Guozhong C., 1998, Optimized design of two-dimensional structures using genetic algorithm, J Struct Eng., 124(5):551-9
24. Hajela P, Berke L., 1991 Neurobiological computational models in structural analysis and design. Comput struct, 41(4):657-67

EK-1

3-bar EVOLUTION										
Generati.	No.	Valid Solutions	Mean	Std	Deviation	Mutations	Reproductions	Optimum genotype	Optimum fenotype	Optimum $\min V \min \delta$
1	67	-280,04	93,5176721626717	26	3200	11111001001011101011000011111100011010100001001001000011101111000			0,82801150; 0,3740375;	275,3276;0,0762
100	17	-64,086	53,7285002661231	34	3200	00010101001000011010101011111100001010011101010111110111011111000			0,81472601; 0,3560305;	264,2489;0,0760
200	14	-53,56	46,5269158317162	36	3200	01110100010110101101101011111100000100101000010101110011011111000			0,81464312; 0,3421174;	263,9830;0,0715
300	16	-64,693	54,8910075491911	34	3200	00010100010110101101101011111100000100101000010101110011011111000			0,81450283; 0,3418274;	263,9830;0,0715
400	16	-68,203	57,8690816249287	27	3200	10000100010110101101101011111100000100101000010101110011011111000			0,77702454; 0,4471274;	263,9830;0,0715
500	12	-52,385	46,5645104105879	39	3200	10000100010110101101101011111100000100101000010101110011011111000			0,77525455; 0,4499274;	263,9830;0,0715
600	18	-72,906	60,386709304479	25	3200	1000010001011010110110101111110000000101000010101110011011111000			0,80165455; 0,3728072;	263,9830;0,0715
700	14	-61,149	53,1189398075134	33	3200	1000010001011010110110101111110000000101000010101110011011111000			0,80164255; 0,3728275;	263,9830;0,0715
800	17	-67,789	56,8328580459076	37	3200	10000100010110101101101011111100000000101000010101110011011111000			0,79231455; 0,3983242;	263,9830;0,0715
900	17	-65,427	54,8532748108809	30	3200	1000010001011010110110101111110000000101000010101110011011111000			0,79234245; 0,3980123;	263,8976;0,0730
1000	14	-58,423	50,7515573352404	34	3200	1100010001011010110110101111110000000001000010101110011011111000			0,79234255; 0,3979256;	263,8976;0,0730

OPTIMUM SOLUTION
x1 = 0,7923255
x2 = 0,3979256
Objective function = 263,8976454
min V = 263,8976
min δ = 0,0730

ÖZGEÇMİŞ

30.12.1980 Elazığ doğumluyum. İlk ve orta dereceli öğrenimimi Elazığ’da tamamladım. Lisan öğrenimimi 1999-2003 yılları arasında Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Yapı Eğitimi Bölümünde yaptım. 2003 yılı Eylül döneminde Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Yapı Öğretmenliği Anabilim Dalı’nda yüksek lisansa başladım. Halen Yüksek Lisans eğitimime devam ediyorum.

Alper POLAT