



ISSN:1306-3111  
e-Journal of New World Sciences Academy  
2006, Volume: 1, Number: 1  
Article Number: A0002

**NATURAL AND APPLIED SCIENCES**  
**TURKISH (Abstract: ENGLISH)**

Received: December 2005  
Accepted: January 2006  
© 2006 www.newwsa.com

**Ömer Keleşoğlu**  
**Alper Polat**  
Fırat Üniversitesi  
Teknik Eğitim Fakültesi  
Yapı Eğitimi Bölümü  
23119 Elazığ-Türkiye

---

---

**MÜHENDİSLİK SİSTEMLERİNDE ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON  
PROBLEMLERİNİN GENETİK ALGORİTMA İLE ÇÖZÜMÜ**

**ÖZET**

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 mühendislik problemlerinin boyutlandırılmasında kullanılabilir alternatif bir metot olduğu belirtilmiştir. Geliştirilen yöntemin uygulanabilirliği, çözülen sayısal örneklerle gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Çok Amaçlı Optimizasyon, Genetik Algoritma, Kafes Sistem, Kaynak Kiriş

**SOLUTION OF MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION PROBLEMS  
IN ENGINEERING SYSTEMS BY GENETIC ALGORITHM**

**ABSTRACT**

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 engineering. Practicability of method developed have been shown with numerical examples solved.

**Keywords:** Multi-Objective Optimization, Genetic Algorithm, Truss System, Welded Beam.



## 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

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].

Evrimsel sistemlerin 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, farklı yapısal sistemlerin çok amaçlı optimum boyutlandırılması üzerinde durulmuştur. Ayrıca literatürdeki örnekler tek ve çok amaçlı optimizasyon ile çözülmüş, benzer şartlarda tarafımızdan da GA kullanılarak çok amaçlı optimizasyon ile uygun çözümler elde edilerek sonuçlar kıyaslanmıştır. 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. ARAŞTIRMANIN ÖNEMİ (RESEARCH SIGNIFICANCE)

Karmaşık ve zor olan birçok mühendislik problemlerinin çözümünde kullanılan geleneksel yöntemler yeterli olmadığı için matematiksel programlama metodu geliştirilmektedir. Bu çalışmada da özel olarak geliştirilen genetik çok amaçlı optimizasyon tekniği de bu metotlardan biridir. Araştırma sonunda, çok amaçlı optimizasyon probleminin GA yaklaşımı ile çözümünden elde edilen sonuçlar, literatürde yer alan klasik yöntemlerle elde edilen sonuçlar ile karşılaştırmada yaklaşık sonuç verdiği görülmüştür. Bu sonuçlar geliştirilen algoritmanın etkinliğini ve doğruluğunu göstermektedir. Geliştirilen algoritma klasik çözüm yöntemlerin yetersiz kaldığı karmaşık problemlerin çözümünde etkin bir şekilde kullanılabileceği söylenebilir.



### 3. GENETİK ALGORİTMALAR (GENETIC ALGORITHMS)

Genetik Algoritmalar, doğadaki evrim prensiplerini ve kromozom yapılarını kullanarak çalışan bir arama ve optimizasyon metodudur [6]. GA üzerindeki ilk çalışmayı psikoloji ve bilgisayar bilimi uzmanı olan John Holland yapmıştır [7]. Holland, Darwin'in evrim kuramından esinlenerek canlılarda oluşan genetik işlemleri bilgisayar ortamında gerçekleştirmeyi düşünmüştür. Yaptığı çalışmaların sonucunda 1975 yılında yayınladığı kitabının ardından kullandığı yöntemin adı genetik Algoritmalar olarak adlandırılmıştır. Holland'ın öğrencisi olan David E. Goldberg'in 1989 yılında bu konuda çıkardığı kitabın ardından, Genetik Algoritmaların çeşitli konularda pratik kullanımlarının olduğu gösterilmiştir [8]. GA, pek çok problem türü için uygun parametreler ile çalışıldığı takdirde optimuma yakın çözümler verir. GA'nın amacı, doğal sistemlerin uyum sağlama özelliğini dikkate alarak sistemler tasarlamaktır. Doğadaki en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üreten GA'larda "iyi"nin ne olduğunu belirleyen bir uygunluk fonksiyonu ve yeni çözümler üretmek için çaprazlama ve mutasyon operatörleri kullanılır. Uygunluk fonksiyonu, Genetik Algoritmada probleme özel olarak kurulan tek kısımdır ve çoğu zaman GA'nın başarısı bu fonksiyonun etkin kurulmasına bağlıdır. Uygunluk fonksiyonu bireyleri problemin parametreleri haline getirir ve elde edilen uygunluk değerlerine göre herhangi bir bireyin problem için çözüm olup olmayacağına karar verir [9].

#### 3.1. Genetik Algoritma Parametreleri (Genetic Algorithm Parameters)

##### 3.1.1. Üreme (Reproduction)

Seçim işlemi, bir topluluk içerisinde uygunluğu yüksek bireylerin bulunmasını sağlamaktadır. Üreme, bireyleri seçme, seçilmiş bireyleri bir eşleme havuzuna kopyalama ve havuzda bireyleri çiftler halinde gruplara ayırma işleminden oluşur [8]. Seçim işlemi bir sonraki kuşak için yavru üretmek amacıyla hangi ailelerin yer alması gerektiğine karar vermektedir. Bu doğal seçimdeki en uygunun yaşaması durumuna benzemektedir. Bir dizinin kopyalanma şansı, uygunluk fonksiyonuyla hesaplanan dizinin uygunluk değerine bağlıdır [10].

##### 3.1.2. Çaprazlama (Crossover)

Çaprazlama, biyolojik terim olarak bir bireyin içerisindeki değişimi kastetmesine rağmen, Genetik Algoritmalarda bireyler arasındaki benzer alt kromozomların değişimini ifade etmektedir. Üreme işleminden elde edilen iyi bireylerden oluşmuş populasyon çaprazlama işlemine tabi tutularak, bireyler arasında bir gen aktarımı olması ve böylece önceki populasyona göre daha iyi bireylerden oluşmuş yeni bir populasyon oluşması amaçlanır. Çaprazlama yapılacak bireyler ve bunların çaprazlama noktaları bilgisayar tarafından rasgele seçilir. Populasyon içerisine çaprazlama işlemine tabi tutulacak birey sayısı  $P_c$  çaprazlama olasılığı ile belirlenir. En çok kullanılan çaprazlama çeşitleri; tek noktalı çaprazlama, iki noktalı çaprazlama, uniform çaprazlama ve sıralı çaprazlamadır [11]. Bu çalışmadaki sayısal uygulamalar kısmındaki kafes sistemin çözümünde uniform, kaynak kirişin çözümünde ise iki noktalı çaprazlama tipi kullanılmıştır. Aşağıda örneği verilen uniform çaprazlama türünde sadece rasgele 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



### 3.1.3. Mutasyon (Mutation)

Mutasyon, üreme ve çaprazlama işlemlerinin tamamlayıcı bir işlemidir. Yapay genetik sistemlerde mutasyon operatörü, bir daha elde edilemeyebilir iyi bir çözümün kaybına karşı koruma sağlamaktadır [12]. Kısaca mutasyon, ikili kodda yazılmış bir dizide rasgele seçilen bir elemanı 0 ise 1, 1 ise 0 yapmaktır. Bu işlemin uygulanma amacı algoritmanın tıkanmasını önlemektir. Mutasyon olasılığı  $P_m$  ile ifade edilir. Problemlerde  $P_m$  değeri düşük alınarak, oluşturulmuş popülasyonun elverişli durumunun birden bozulması önlenmiş olur.

### 4. ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON TEKNİĞİ (MULTIOBJECTIVE OPTIMIZATION TECHNIQUES)

Çok amaçlı optimizasyon problemi matematiksel olarak aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

Amaç fonksiyonları;

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]^T \quad (1)$$

eşitsizlik sınırlayıcıları:

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

eşitlik sınırlayıcıları:

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

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

$$f_i(x) \leq f_i(x^*) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

için ve

$$f_i(x) < f_i(x^*) \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

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:** Rasgele bir başlangıç popülasyonu oluştur.
- 2. Adım:** Popülasyondaki her bir bireyin, problemin amaç fonksiyonlarını kullanarak uygunluk değerlerini sırasıyla hesapla.
- 3. Adım:** Pareto optimal çözümler kümesini belirle.
- 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 uğrat.
- 5. Adım:** Yeni popülasyonun uygunluk değerlerini hesapla. Bir önceki popülasyonda her bir amacı optimum yapan bireyleri yeni nesil popülasyona ilave et. Pareto optimal çözümler kümesini yenile.
- 6. Adım:** Maksimum jenerasyon sayısına ulaşıldıysa algoritmayı sonlandır ve Pareto optimal çözümleri getir. Aksi takdirde jenerasyon sayısını 1 artırarak 2. adıma geri dön.

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

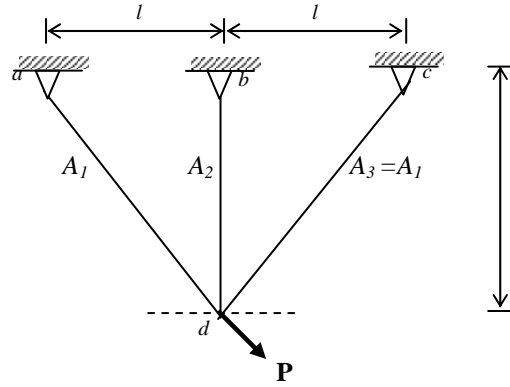
sadece çaprazlama yeterli değildir. Bazı bireyleri genellikle 0.005 olasılıkla mutasyona sokmak gerekebilir. Bu işlemlerden sonra 5. adımda oluşan yeni popülasyonun uygunluk değerleri hesaplanır ve aynı işlemler en iyiyi bulmak için verilen jenerasyon sayısına (6. adıma) kadar devam ettirilir ve işlem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

## 5. SAYISAL UYGULAMALAR (NUMERICAL APPLICATIONS)

### 5.1. Üç Çubuklu Kafesin Boyutlandırılması (Design of Three Bar Truss)

Şekil 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 1.Üç çubuklu kafes  
(Figure 1. Three bar truss)

Amaç fonksiyonları;

$$\min \begin{cases} V(x) = \sum_{i=1}^3 \rho A_i \ell_i \\ \delta(x) = \sum_{i=1}^3 \sqrt{\delta_{ix}^2 + \delta_{iy}^2} \end{cases} \quad (6)$$

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

Tablo 1'de üç çubuklu kafes sistemin çok amaçlı genetik optimizasyon sonuçları jenerasyon sayısına bağlı olarak gösterilmektedir. Bu tabloda, ilk kolonda jenerasyon 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.

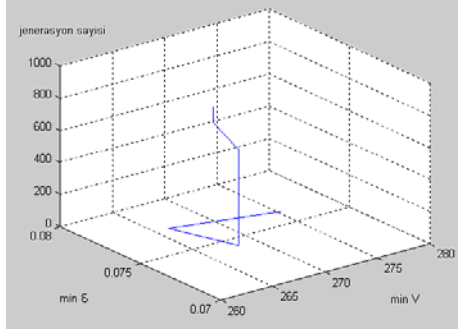
Tablo 1'de, görüldüğü gibi genetik algoritmanın yüksek performansı sayesinde 100. jenerasyonda dahi amaç fonksiyonlarının minimuma yakın değer elde edilmektedir. 1000. jenerasyon sonunda amaç fonksiyonları dikkate alındığında bireylerin birbirine benzediği yani bu aşamadan sonra artık toplulukta gelişme sağlanamayacağı görülmektedir. Bu nedenle 1000. jenerasyonun 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 2'deki optimum sonuçlara ulaşılmıştır. Optimizasyon sonucu; Matlab ortamında yazılmış, Pentium IV 2.40 Ghz bir PC'de çözülmüş ve hesaplama zamanı 20 saniye olarak belirlenmiştir.

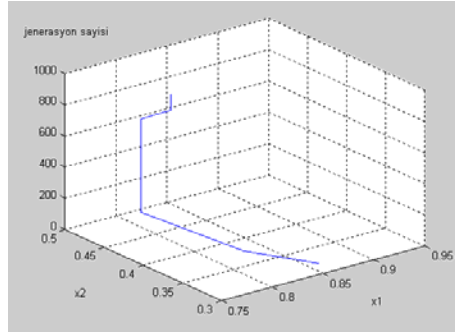
Tablo 1. Üç çubuklu kafes sistemin çok amaçlı genetik optimizasyon çözümü  
(Table 1. Multiobjective genetic optimization solution of 3-bar truss system)

Jenerasyon Sayısı	Kesit Alanları		Yapı Hacmi	Deplasman
	$x_1$	$x_2$	$\min V$	$\min \delta$
1	0.8604	0.3198	275.3276	0.0762
100	0.8105	0.3501	264.2489	0.0760
200	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
300	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
400	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
500	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
600	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
700	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
800	0.7781	0.4390	263.9830	0.0715
900	0.7871	0.4126	263.8976	0.0730
1000	0.7871	0.4126	263.8976	0.0730

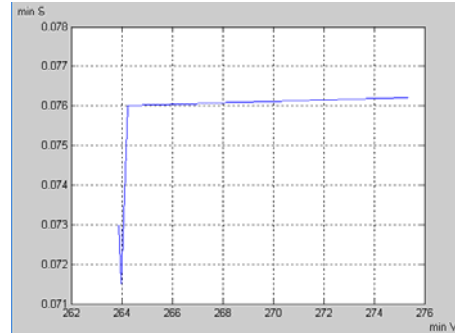
Şekil 2'de jenerasyon sayısına bağlı olarak amaç fonksiyonları olan yapı hacmi ve düşey deplasman arasındaki değişim grafiği verilmiştir. Şekil 3'de görüleceği gibi jenerasyon sayısına bağlı olarak boyutlandırma değişkenleri arasındaki değişim gösterilmiştir. Şekil 4'de ise amaç fonksiyonları arasındaki değişimi gösterilmiştir.



Şekil 2. Jenerasyon sayısı-Amaç fonksiyonları değişimi  
(Figure 2. Generation number-Change of objective functions)



Şekil 3. Jenerasyon sayısı-boyutlandırma değişkenleri değişimi  
(Figure 3. Generation number- change of design variables)



Şekil 4. Amaç fonksiyonlarının değişimi  
(Figure 4. Change of objective functions)

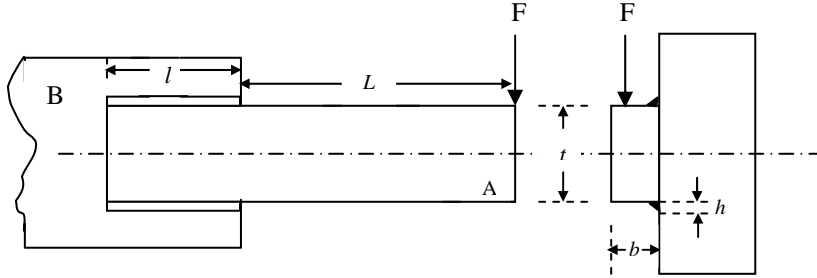
Bu sayısal örnek daha önce çok amaçlı optimizasyon ile Hernandez [13] tarafından çözülmüştür. Bu çalışmada ise Genetik Algoritma kullanılarak kısa sürede uygun sonuç elde edilmiştir. Tablo 2'de geliştirilen algoritma ile literatürdeki çok amaçlı optimizasyon sonucu karşılaştırıldığında %99.98 yakınsama başarısı gösterilmiştir.

Tablo 2. Üç çubuklu düzlem kafes sistemin sonuçlarının karşılaştırılması  
(Table 2. Comparison of the results of 3-bar plane truss system)

	Kesit Alanı (cm <sup>2</sup> )		Düşey Deplasman (cm)	Yapı Hacmi (cm <sup>3</sup> )
	$x_1$	$x_2$	$min \delta$	$min V$
Hernandez [13]	0.7880	0.4080	0.0732	263.8500
Bu Çalışmada	0.7871	0.4126	0.0730	263.8976

## 5.2. Kaynak Kirişin Boyutlandırması (Design of Welded Beam)

Şekil 5’de gösterilen bir kaynak kirişin Genetik Algoritma ile çok amaçlı optimum boyutlandırılması istenmektedir. Bu kiriş için gerekli olan malzeme özellikleri; elastisite modülü  $E = 206.84 \text{ GPa}$ , kayma modülü  $G = 82.74 \text{ GPa}$ , gerilme  $\sigma = 0.20684 \text{ GPa}$ , kayma gerilmesi  $\tau_d = 0.09377 \text{ GPa}$ , müsaade edilebilir deplasman  $\delta_d = 0.0063 \text{ m}$ , kiriş üzerine etki eden yük  $F = 26689.3 \text{ N}$  ve kiriş uzunluğu  $L = 0.3542 \text{ m}$ , alınmıştır. Boyutlandırma değişkenleri  $x = [x_1, x_2, x_3, x_4] = [t, b, h, l]$  dir.



Şekil 5. Kaynak kiriş  
 (Figure 5. Welded beam)

Amaç fonksiyonları;

$$\min \left\{ \begin{array}{l} f_1 = 68216.1x_3^2x_4 + 2970.8x_1x_2(14+x_4) \\ f_2 = \frac{4FL^3}{Ex_1^3x_2} \end{array} \right\} \quad (7)$$

Sınırlayıcılar;

Kayma gerilmesi;

$$g_1(x) = \tau(x) - \tau_d \leq 0 \quad (8)$$

Normal gerilme;

$$g_2(x) = \sigma(x) - \sigma_d \leq 0 \quad (9)$$

Burkulma yükü;

$$g_3(x) = P_c(x) - P \leq 0 \quad (10)$$

$$g_4(x) = x_3 - x_2 \leq 0 \quad (11)$$

$$g_5(x) = 0.32 - x_3 \leq 0 \quad (12)$$

$$0.32 \leq x_3 \leq 25 \quad (13)$$

$$0.25 \leq x_1, x_2, x_4 \leq 25 \quad (14)$$

Kullanılan genetik parametreler: Populasyon büyüklüğü 50, 2 noktalı çaprazlama tipi, rank tipi seçme, mutasyon ihtimali 0.005, çaprazlama ihtimali ise 0.85 olarak alınmıştır.

Tablo 3’de jenerasyon sayısına bağlı olarak boyutlandırma değişkenleri ile amaç fonksiyonlarının değerleri elde edilmiştir. Tablo 3’de görüldüğü gibi jenerasyon sayısının artmasına bağlı olarak bireylerin başarısı da artmaktadır. Genetik algoritmanın yüksek performansı sayesinde 800 jenerasyondan sonra amaç fonksiyonlarında çok fazla bir değişimin olmadığı görülmüştür. Bu durum ise evrim sürecinde başarılı bireylerin hayatta kalması güçsüz bireylerin elimine olmasından kaynaklanmaktadır.

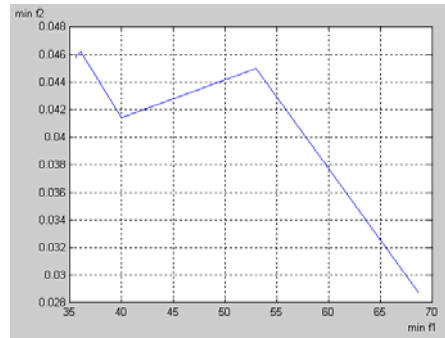
Tablo 3’deki elde edilen sonuçlardan yararlanılarak Şekil 6’da amaç fonksiyonlarının değişim grafiği verilmiştir. Şekil 7’de ise amaç fonksiyonları olan yapı hacmi ve deplasmanın değişim grafiği



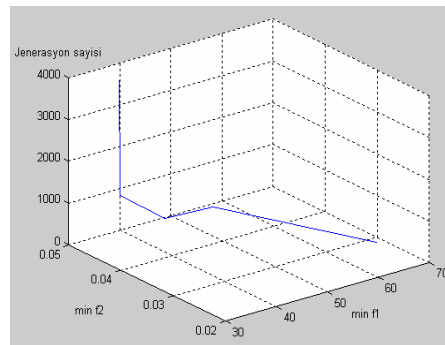
verilmiştir. Geliştirilen algoritma ile literatürdeki tek ve çok amaçlı geleneksel optimizasyon sonuçları karşılaştırılmış ve daha iyi sonuçlar elde edilmiştir [14, 15 ve 16].

Tablo 3. Kaynak kiriş sistemin sonuçlarının karşılaştırılması  
(Table 3. Comparison of the results of welded beam system)

Jenerasyon Sayısı	Boyutlandırma Değişkenleri (cm)				Yapı Hacmi (cm <sup>3</sup> )	Deplasman (cm)
	h	l	t	b	min $f_1$	min $f_2$
1	0.8766	8.2301	16.6197	1.7623	68.6766	0.0288
400	0.8684	8.0264	15.2883	1.4455	53.0285	0.0450
800	0.7353	7.7518	18.1846	0.9350	40.0615	0.0414
1200	0.7351	7.7518	18.1823	0.8273	36.0827	0.0462
1600	0.7351	7.7523	18.1834	0.8352	36.2007	0.0462
2000	0.7351	7.7518	18.1823	0.8273	36.0827	0.0462
2500	0.7351	7.7434	18.2499	0.8275	36.0827	0.0462
3000	0.7440	7.7434	18.4501	0.8100	35.5173	0.0457
3500	0.7391	7.7434	18.4384	0.8098	35.5026	0.0457
4000	0.7381	7.5435	18.4384	0.8098	35.5009	0.0457



Şekil 6. Amaç fonksiyonları değişimi  
(Figure 6. Change of objective functions)



Şekil 7. Jenerasyon sayısı-Amaç fonksiyonları değişimi  
(Figure 7. Generation number-Change of objective functions)

## 6. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

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, literatürde yer alan klasik yöntemlerle elde edilen sonuçlar ile karşılaştırmada yaklaşık sonuç verdiği görülmüştür. Bu sonuçlar geliştirilen algoritmanın etkinliğini ve doğruluğunu göstermektedir.

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 (REFERENCES)

1. Arslan, A., Turgut, P., and 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, Ed B.H.V. Topping.
2. Lieppins, G.E. and 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. and Smith, F.S., (1989). Using genetic algorithm in schedule flow shop release. Proc. 3<sup>rd</sup> Int. Conf. on Genetic Algorithms Applications. pp:160-169.
5. Pareto, V., (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. Kalyanmoy Deb. Genetic algorithms for optimization. Kanpur Genetic Algorithm Lab. Report Number 2001002.
7. Kurt, M., and Semetay, C., (2001). Genetik algoritma ve uygulama alanları. Mühendis ve Makine, 42(501), pp:19-24.
8. Yılmaz, E., ve Öztürk, F., (2003). Makine tasarım optimizasyon problemlerinin genetik algoritma ile çözümü. Uludağ Üniversitesi, Makine Mühendisliği Bölümü, Görükle 16059, Bursa.
9. Beasley, D., Bull, D.R. and Martin, R.R., (1993). An overview of genetic algorithms. Part 1, Fundamentals, University Computing, 15(2), pp:58-69.
10. Aydın, Z., ve Ayvaz, Y., (2000). Uzay kafes sistemlerin genetik algoritma ile optimum tasarımı. K.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi.
11. Jencins, W.M., (1993). Plane frame optimum design environment based on genetic algorithms. Journal of Structures Engineering, V.118, No. 11, pp:3103-3112.
12. Emel, G.G., ve Taşkın Ç., (2002). Genetik algoritmalar ve uygulama alanları. Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt XXI, Sayı 1, pp:129-152.
13. Hernandez, S., (2000). Post-optimal procedures for structural optimization. Advances in Engineering Software 31, 401-409.
14. Trabia, M.B., Lu, X.B., (1999). A fuzzy adaptive simplex search optimization algoritmh. 25<sup>th</sup> Design Automation Conference, September 12-15, Las Vegas, Nevada.
15. Rao, S.S., (1996). Engineering optimization theory and practice. John Wiley & Sons. Inc., New York, pp:534-535.
16. Dep, K., (1991). Optimal design of a welded beam via genetic algorithms. AIAA Journal, 29(11), pp:2013-2015.