

**GENETİK ALGORİTMALARIN DERS ÇİZELGELEME  
PROBLEMİNDE KULLANIMI VE EĞİTİM KURUMLARINDA  
UYGULAMASI**

**Özgür BAYATA**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**OCAK 2012  
ANKARA**

Özgür BAYATA tarafından hazırlanan GENETİK ALGORİTMALARIN DERS ÇİZELGELEME PROBLEMİNDE KULLANIMI VE EĞİTİM KURUMLARINDA UYGULAMASI adlı bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Prof.Dr. Bilal TOKLU .....

Tez Danışmanı, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans olarak kabul edilmiştir.

Prof.Dr. Serpil EROL .....

Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Prof.Dr. Bilal TOKLU .....

Endüstri Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Prof.Dr. M. Ali AKCAYOL .....

Bilgisayar Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Tarih: 05/01/2012

Bu tez ile G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Yüksek Lisans derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Bilal TOKLU .....

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

## **TEZ BİLDİRİMİ**

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Özgür BAYATA

**GENETİK ALGORİTMALARIN DERS ÇİZELGELEME PROBLEMİNDE  
KULLANIMI VE EĞİTİM KURUMLARINDA UYGULAMASI**

**(Yüksek Lisans Tezi)**

**Özgür BAYATA**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**Ocak 2012**

**ÖZET**

Eğitim kurumlarında haftalık ders çizelgeleme işlemi NP-zor problemler sınıfına girmektedir ve dolayısıyla pek çok kurumda bu tip çizelgelerin hazırlanması hem zaman hem de işgücü kaybına neden olmaktadır. Bu çalışmada çözümü zor problemler arasında yer alan ders çizelgeleme probleminin genetik algoritmalar kullanılarak çözümü araştırılmıştır. Problemin çözümü için genetik programlama ile C++ dili kullanılarak bir yazılım geliştirilmiştir. Yazılımın uygulaması Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümü ders programı verileri kullanılarak yapılmış, ders programı hazırlanmış ve sunulmuştur. Algoritmanın performansını ölçmek amacıyla genetik parametreler üzerinde deneyler yapılmış ve elde edilen sonuçlar üzerinden genetik algoritmanın performansı değerlendirilmiştir.

**Bilim Kodu : 906.1.014**  
**Anahtar Kelimeler : Genetik Algoritmalar, Ders Çizelgeleme**  
**Sayfa Adedi : 113**  
**Tez Yöneticisi : Prof.Dr. Bilal TOKLU**

**USING GENETIC ALGORITHMS IN CLASS SCHEDULING PROBLEM  
AND IMPLEMENTATION IN EDUCATIONAL INSTITUTIONS**

**(M.Sc. Thesis)**

**Özgür BAYATA**

**GAZİ UNIVERSITY  
INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY**

**January 2012**

**ABSTRACT**

**Class scheduling problem in educational institutions is a NP-hard problem and in most of the institutions preparing this kind timetables takes time and causes labor loss. In this study a genetic algorithm is developed to solve this kind of Np-hard class scheduling problems. C++ language is used for coding. Implementation of the program is done with Gazi University Industrial Engineering Faculty datas and weekly class timetable is prepared and presented. Test are performed on genetic parameters to measure the performance of the algorithm and results are presented.**

**Science Code : 906.1.014**

**Key Words : Genetic Algorithms, Class Scheduling**

**Page Number: 113**

**Adviser : Prof.Dr. Bilal TOKLU**

## **TEŞEKKÜR**

Çalışmalarım boyunca değerli yardım ve katkılarıyla ben yönlendiren saygı değer Hocam Prof. Dr. Bilal TOKLU 'ya, TÜBİTAK Yapım Bakım ve İşletme Müdürü Esin BAYIR ve mesai arkadaşlarıma, manevi destekleri ile hep yanımda olan aileme teşekkürü bir borç bilirim.

## İÇİNDEKİLER

|                                                                    | Sayfa |
|--------------------------------------------------------------------|-------|
| ÖZET.....                                                          | iv    |
| ABSTRACT.....                                                      | v     |
| TEŞEKKÜR.....                                                      | vi    |
| İÇİNDEKİLER .....                                                  | vii   |
| ÇİZELGELERİN LİSTESİ.....                                          | ix    |
| ŞEKİLLERİN LİSTESİ .....                                           | xi    |
| SİMGELER VE KISALTMALAR.....                                       | xiv   |
| 1. GİRİŞ .....                                                     | 1     |
| 2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI .....                                     | 4     |
| 3. ÇİZELGELEME PROBLEMİ.....                                       | 9     |
| 3.1. Ders Çizelgeleme Problemleri.....                             | 10    |
| 3.2. Çözüm Yaklaşımları.....                                       | 11    |
| 4. YAPAY ZEKA VE GENETİK ALGORİTMALAR.....                         | 16    |
| 4.1. Yapay Zeka.....                                               | 16    |
| 4.2. Genetik Algoritmalar.....                                     | 17    |
| 4.2.1 Genetik algoritmalarda temel kavramlar .....                 | 19    |
| 4.2.2. Genetik işlemler.....                                       | 33    |
| 4.2.3. Genetik algoritmanın parametreleri.....                     | 45    |
| 4.2.4. Genetik algoritmanın sonlandırılması .....                  | 47    |
| 4.2.5. Genetik algoritmanın aşamaları ve akış şeması.....          | 49    |
| 4.2.6. Genetik algoritmaların uygulanması .....                    | 51    |
| 4.2.7. Genetik algoritmanın performansının optimize edilmesi ..... | 56    |

**Sayfa**

|                                                           |     |
|-----------------------------------------------------------|-----|
| 5. GENETİK ALGORİTMA İLE DERS ÇİZELGELEME UYGULAMASI..... | 57  |
| 5.1. Problemin Açıklanması .....                          | 57  |
| 5.2. Kısıtlar .....                                       | 60  |
| 5.3. Kromozom Yapısı .....                                | 60  |
| 5.4. Uygunluk Değeri .....                                | 62  |
| 5.5. GA Operatörlerinin Uygulanması .....                 | 63  |
| 5.6. Deneyler .....                                       | 65  |
| 5.6.1 Deney sonuçları .....                               | 86  |
| 5.7. Uygulama .....                                       | 90  |
| 6. SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ VE ÖNERİLER.....          | 95  |
| KAYNAKLAR .....                                           | 96  |
| EKLER.....                                                | 103 |
| EK-1. 2011-2012 Güz dönemi ders tablosu.....              | 104 |
| EK-2. 2011-2012 Güz dönemi ders programı.....             | 108 |
| ÖZGEÇMİŞ .....                                            | 113 |



## ÇİZELGELERİN LİSTESİ

| Çizelge                                               | Sayfa |
|-------------------------------------------------------|-------|
| Çizelge 4.1. Rulet tekeri uygunluk değerleri .....    | 28    |
| Çizelge 4.2. Sıralama seçimi uygunluk değerleri ..... | 29    |
| Çizelge 4.3. Minimizasyon uygulaması .....            | 54    |
| Çizelge 5.1. Haftalık ders programı .....             | 58    |
| Çizelge 5.2. Kullanılacak derslikler .....            | 59    |
| Çizelge 5.3. Deney verileri özeti.....                | 65    |
| Çizelge 5.4. Deney 1 sonuçları .....                  | 66    |
| Çizelge 5.5. Deney 2 sonuçları .....                  | 73    |
| Çizelge 5.6. Deney 3 sonuçları .....                  | 74    |
| Çizelge 5.7. Deney 4 sonuçları .....                  | 75    |
| Çizelge 5.8. Deney 5 sonuçları .....                  | 75    |
| Çizelge 5.9. Deney 6 sonuçları .....                  | 76    |
| Çizelge 5.10. Deney 7 sonuçları .....                 | 76    |
| Çizelge 5.11. Deney 8 sonuçları .....                 | 77    |
| Çizelge 5.12. Deney 9 sonuçları .....                 | 78    |
| Çizelge 5.13. Deney 10 sonuçları .....                | 78    |
| Çizelge 5.14. Deney 11 sonuçları .....                | 79    |
| Çizelge 5.15. Deney 12 sonuçları .....                | 79    |
| Çizelge 5.16. Deney 13 sonuçları .....                | 80    |
| Çizelge 5.17. Deney 14 sonuçları .....                | 81    |
| Çizelge 5.18. Deney 15 sonuçları .....                | 81    |

| <b>Çizelge</b>                         | <b>Sayfa</b> |
|----------------------------------------|--------------|
| Çizelge 5.19. Deney 16 sonuçları ..... | 82           |
| Çizelge 5.20. Deney 17 sonuçları ..... | 83           |
| Çizelge 5.21. Deney 18 sonuçları ..... | 83           |
| Çizelge 5.22. Deney 19 sonuçları ..... | 85           |
| Çizelge 5.23. Deney 20 sonuçları ..... | 85           |
| Çizelge 5.24. Deney sonuçları .....    | 87           |

## ŞEKİLLERİN LİSTESİ

| Şekil                                                                 | Sayfa |
|-----------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 4.1. İkili kodlanmış kromozom örnekleri .....                   | 21    |
| Şekil 4.2. Permütasyon kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri ..... | 21    |
| Şekil 4.3. Değer kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri.....        | 22    |
| Şekil 4.4. Ağaç kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri.....         | 22    |
| Şekil 4.5. Gen, kromozom, popülasyon yapısı .....                     | 23    |
| Şekil 4.6. Rulet tekeri kromozom dağılımı .....                       | 28    |
| Şekil 4.7. Sıralamadan önce yüzde değerleri .....                     | 29    |
| Şekil 4.8. Sıralamadan sonra yüzde değerleri .....                    | 30    |
| Şekil 4.9. Turnuva seçim yöntemi .....                                | 31    |
| Şekil 4.10. Tek noktalı çaprazlama .....                              | 37    |
| Şekil 4.11. İki noktalı çaprazlama.....                               | 38    |
| Şekil 4.12. Tekdüze çaprazlama.....                                   | 38    |
| Şekil 4.13. Aritmetik çaprazlama.....                                 | 39    |
| Şekil 4.14. Çaprazlama yöntemleri .....                               | 40    |
| Şekil 4.15. Ters çevirme işlemi.....                                  | 41    |
| Şekil 4.16. Mutasyon yöntemleri .....                                 | 42    |
| Şekil 4.17. Klasik GA şeması .....                                    | 50    |
| Şekil 4.18. GA akış diyagramı .....                                   | 51    |
| Şekil 4.19. $x_1$ için çözüm turu .....                               | 55    |
| Şekil 4.20. Sıralı kromozomlar için çaprazlama .....                  | 55    |
| Şekil 5.1. Kromozom Yapısı.....                                       | 61    |
| Şekil 5.2. Gen Yapısı .....                                           | 61    |

| <b>Şekil</b>                                                         | <b>Sayfa</b> |
|----------------------------------------------------------------------|--------------|
| Şekil 5.3. Arama uzayı .....                                         | 61           |
| Şekil 5.4. Tek noktadan çaprazlama işlemi.....                       | 64           |
| Şekil 5.5. Tek noktadan mutasyon işlemi .....                        | 64           |
| Şekil 5.6. Deney 1.1 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği.....  | 66           |
| Şekil 5.7. Deney 1.1 uygunluk değeri-zaman grafiği .....             | 67           |
| Şekil 5.8. Deney 1.2 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği.....  | 67           |
| Şekil 5.9. Deney 1.2 uygunluk değeri-zaman grafiği .....             | 68           |
| Şekil 5.10. Deney 1.3 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği..... | 68           |
| Şekil 5.11. Deney 1.3 uygunluk değeri-zaman grafiği .....            | 69           |
| Şekil 5.12. Deney 1.4 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği..... | 69           |
| Şekil 5.13. Deney 1.4 uygunluk değeri-zaman grafiği .....            | 70           |
| Şekil 5.14. Deney 1.5 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği..... | 70           |
| Şekil 5.15. Deney 1.5 uygunluk değeri-zaman grafiği .....            | 71           |
| Şekil 5.16. Deney 1 alt deneylerinin karşılaştırılması .....         | 72           |
| Şekil 5.17. Deney 1-2-3 grafiği.....                                 | 74           |
| Şekil 5.18. Deney 2-4-5 grafiği.....                                 | 75           |
| Şekil 5.19. Deney 4-7-8 grafiği.....                                 | 77           |
| Şekil 5.20. Deney 9-10-11-12-13 grafiği .....                        | 80           |
| Şekil 5.21. Deney 14-15-16 grafiği.....                              | 82           |
| Şekil 5.22. Deney 14-16-17-18 grafiği .....                          | 84           |
| Şekil 5.23. Deney 18-19-20 grafiği.....                              | 85           |
| Şekil 5.24. Deney sonuçları grafiği.....                             | 88           |
| Şekil 5.25. Ders Gösterimi .....                                     | 90           |

| <b>Şekil</b>                                      | <b>Sayfa</b> |
|---------------------------------------------------|--------------|
| Şekil 5.26. Kısıtlar .....                        | 91           |
| Şekil 5.27. Uygunluk değeri.....                  | 92           |
| Şekil 5.28. Üreme işlemi.....                     | 93           |
| Şekil 5.29. Artımlı genetik algoritma.....        | 93           |
| Şekil 5.30. Genetik algoritma akış diyagramı..... | 94           |

## SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış bazı simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

| Simgeler             | Açıklama                          |
|----------------------|-----------------------------------|
| <b>D</b>             | Tanımlanan Ders Sayısı            |
| <b>f</b>             | Bireyin Uygunluk Değeri           |
| <b>G</b>             | Haftadaki Ders Günü Sayısı        |
| <b>H</b>             | Günlük Ders Saati                 |
| <b>ℓ</b>             | Kromozom Uzunluğu                 |
| <b>N</b>             | Tanımlanan Sıkı ve Esnek Kısıtlar |
| <b>P<sub>c</sub></b> | Çaprazlama Oranı                  |
| <b>P<sub>m</sub></b> | Mutasyon Oranı                    |
| <b>S</b>             | Sağlanan Kısıt Sayısı             |
| <b>T</b>             | Haftalık Toplam Ders Saati        |
| Kısaltmalar          | Açıklama                          |
| <b>ÇP</b>            | Çizelge Puanı                     |
| <b>ÇUD</b>           | Çizelge Uygunluk Değeri           |
| <b>GA</b>            | Genetik Algoritma                 |
| <b>MÇP</b>           | Maksimum Çizelge Puanı            |
| <b>SA</b>            | Tavlama Benzetim                  |
| <b>TA</b>            | Tabu Arama                        |

## 1. GİRİŞ

Zamanın etkin olarak kullanılabilmesi, birçok alanda verimliliğin artırılması açısından büyük önem taşımaktadır. İnsanların yaşam standartları, hayatlarının kalitesi, günlük aktiviteleri ve düzenleri doğrudan hazırlanan zaman çizelgeleri ile ilgilidir. Bu yüzden faaliyet ve kaynakların zaman temelinde bütünleştirilmesini sağlayan çizelgeler büyük önem kazanmaktadır.

Çizelgeleme problemleri uzun süredir araştırmacıların dikkatini çekmektedir ve konu ile ilgili birçok araştırma yapılmıştır. Vardiyaların hazırlanması, spor müsabakaları için programların hazırlanması, otobüsler gibi taşıtların sefer planlaması, üniversite ve okullarda ders ve sınav programlarının hazırlanmasında çizelgeleme sıklıkla kullanılmaktadır.

Bu tip çizelgeleme problemlerinin gerçek hayattaki birçok karşılığı matematiksel formül geliştirilerek çözülemeyecek kadar karmaşıktır. Hesaplama teorisinde, bazı problemlerin çözümünde kullanılan en etkili algoritmaların, çalışma süresinin girilen verinin değerine göre bir polinom cinsinden bağlı olduğu bilinmektedir. Buna polinomal (P) zamanda çalışan algoritma denmektedir. Örnek vermek gerekirse, bir sayının asal olup olmadığının bulunması sırasında geliştirilen algoritma çalışma süresi içinde P kategorisinde bir algoritma olacaktır [Özsağlam, 2009]. Eğer bir problem ya da sistem polinomal değilse, Nondeterministik Polinomal (NP) yani çözümlenmesi zor bir problem olarak adlandırılır. Klasik yöntemler ile bu tip bir problemin çözümü çok uzun sürebilir veya uzun sürmesine rağmen bulunan sonuç istenilen sonuç olmayabilir. Bu durumda probleme çözüm aranırken sezgisel (heuristic) yöntemler geliştirilmiş ve en iyi sonuca ulaşmaya çalışılmıştır [Gülcü, 2006].

Yıllar içerisinde yapılan çalışmalar ile çözümü zor olan optimizasyon problemlerinin özellikle NP kapsamına giren optimizasyon problemlerinin çözümünde çeşitli sezgisel arama metotları geliştirilmiştir. Genetik Algoritmalar(GA), Tavlama Benzetimi(SA), ve Tabu Arama(TA) bu metotlar içerisinde başarı ile uygulanan ve

en popüler olan üç tanesidir. Genetik algoritmalar biyolojiden, tavlama benzetimi fizikten, tabu arama ise zeka tekniklerinden esinlenerek geliştirilmiş arama teknikleridir [Gen, 1996].

Çizelgeleme problemleri, belirli kaynakların belli kısıtlar altında kullanıcılara verimli bir şekilde tahsis edilmesini amaçlar. Bir çizelgeleme problemi olan ders çizelgeleme probleminde, açılacak olan dönem derslerinin çeşitli sıkı ve esnek kısıtlar altında uygun sınıf ve zaman dilimine atanması hedeflenir [Tokmak, 2011]. Çözüm aranan problemin yapısı gereği kısıtlar çok çeşitli olabilmekte ve yine probleme göre farklı amaçlar elde edilmeye çalışılmaktadır. Örnek olarak amaç bütün görevlerin çizelgelendiği toplam zamanın en küçüklenmesi, belli bir zaman dönemi içinde tüm kısıtları sağlayan bir modelin oluşturulması veya kısıtların en az ihlal edildiği çözümün bulunması şeklinde belirlenebilmektedir. Problemin ana noktasını kısıtlar oluşturmaktadır. Çözüm uzayını belirleyen ve ihlal edilmemesi gereken kısıtlar sıkı; belli bir ceza ile ihlal edilebilen ve amaç fonksiyonuna katkı sağlayan kısıtlar ise esnek kısıtlar olarak adlandırılır.

Sezgisel yöntemlerin çözüm zamanının kısa olması ve değişik problemlere uygulanabilmesi tercih edilme nedenleri arasındadır. Ancak bu yöntemlerin çözümü garanti edememesi ve çok parametrenin uygun şekilde tasarlanmasının gerekliliği bu yöntemlerin dezavantajı olarak nitelendirilmektedir [Özsağlam, 2009].

Bilgisayar kullanımının son yıllarda oldukça artmasına rağmen, birçok kurumda çizelgeler halen elle oluşturulmaktadır. Bu şekilde oluşturulan çizelgeler hem bu işle ilgili görevlilerin önemli ölçüde vaktini almakta, hem de oluşturulan çizelgeler personelin ihtiyaçlarını ve isteklerini tam olarak karşılayamamaktadır.

Bu çalışmada genetik algoritmalar kullanılarak ders çizelgeleme probleminin çözümü ele alınmıştır. Np-zor problem sınıfına giren bu problemin çözümünde genetik algoritmalar kullanılarak bir yazılım hazırlanmış ve problemin çözümünde kullanılmıştır.



Çalışmanın ikinci bölümde konu ile ilgili daha önce yapılan çalışmalara ve araştırmalara değinilmiştir.

Üçüncü bölümünde çizelgeleme problemi ve çözüm yaklaşımları hakkında genel bilgiler verilmiştir.

Dördüncü bölümde yapay zeka ve genetik algoritmalar ile ilgili temel kavramlara değinilmiş ve bu kavramlar açıklanarak, konu ile ilgili bilgi verilmiştir.

Beşinci bölümde ele alınan ders çizelgeleme problemi açıklanarak, uygulamanın yapılması ve ortaya çıkan sonuçlar ile ilgili bilgi verilmiştir. Problemin çözümünde kullanılan başlangıç popülasyonu, çaprazlama ve mutasyon oranı gibi etkenlerin çözümü ne şekilde etkiledikleri çeşitli deneyler yapılarak incelenmiştir.

Altıncı bölümde elde edilen sonuçlara ve önerilere değinilmiştir.

## 2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Çizelgeleme problemleri ve genetik algoritmalar üzerine literatürde pek çok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalar genetik algoritma kullanarak ders programı hazırlanması üzerine yapılan çalışmalar ağırlıklı olmak üzere aşağıdaki gibidir.

Burke ve ark., çaprazlama operatörü olarak tek ve iki noktadan çaprazlama, mutasyon operatörü olarak tek noktadan mutasyonu kullanarak, üniversiteler için ders programı hazırlama ve sınav hazırlama problemleri üzerinde çalışmışlardır [Burke ve ark., 1994].

Erben ve Keppler, C ve Prolog dilleri ile probleme özel bir kromozom yapısı ve uygun olmayan bir çözüm üretmekten kaçınan genetik operatörler kullanarak üniversite ders programı çizelgelemesi yapmışlardır [Erben ve Keppler, 1995].

Burke ve Newall, büyük boyutlu çizelgeleme problemlerinde problemin çözümüne ulaşabilmenin çok zor olabileceğini belirtmişlerdir. Genetik algoritmalar gibi ileri arama metotlarının kullanıldığı durumlarda bile en iyiye yakın sonuçlar bulabilmenin oldukça zor olduğunu açıklamışlar ve büyük problemleri genetik metotların rahatlıkla çözebileceği küçük bölümlere ayrıştırarak çözüme giden bir yöntem geliştirmişlerdir. Yaptıkları deneysel çalışmalarda geliştirdikleri yöntemin hem çözüm süresini düşürdüğü, hem de önceki çözümlere göre çözüm kalitesini artırdığını göstermişlerdir [Burke ve Newall, 1999].

Adamidis ve Arapakis, gerçek bir çizelgeleme probleminin genetik algoritmalar yardımı ile çözülmesi üzerine çalışmışlardır. Çalışmalarında öncelikle iki farklı genetik algoritmayı karşılaştırmışlardır. Ayrıca mutasyona izin veren, mutasyona izin vermeyen ve değişik kombinasyon ve mutasyon operatörlerine sahip üç farklı grubun performanslarını karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak genetik algoritmaların her zaman sıkı kısıtları sağlayarak uygun çözümler üretebildiklerini göstermişlerdir [Adamidis ve Arapakis, 1999].

Enzhe Yu ve Ki-Seak Sung, çalışmalarında sektör temelli bir genetik algoritma önermişlerdir. İlk popülasyonunun oluşturulmasında, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinde sektörel eşleşmeler yaparak, yeni jenerasyonların daha iyi uygunluk değerine sahip olmalarını sağlamışlardır. Ayrıca sıkı kısıtları “kontrol et ve düzelt ” yöntemiyle düzenleyerek, bireylerin uygunluk puanlarını arttırmışlardır [Yu ve Sung, 2002].

Blum ve ark., dolaylı yoldan çözümü gösteren bir genetik algoritma geliştirmişlerdir. Bir çizelge oluşturucuya çözüme ulaşabilmesi için daha önceden tanımlanmış sezgiseller yardımı ile yollar gösteren genetik bir algoritma kullanmışlardır ve önerdikleri yolları daha önce kullanılmış sezgiseller ile karşılaştırmışlardır [Blum ve ark., 2002].

Sigl ve ark., ders çizelgeleme problemi için genetik bir algoritma geliştirmişler ve bu algoritmayı küçük ve büyük ölçekli problemler üzerinde test etmişlerdir. Ana genetik operatörlerin modifikasyonu ile algoritmanın performansının çok fazla arttığını tespit etmişlerdir. Akıllı operatörler yardımıyla yeni çakışmaların oluşması önlenmiş ve algoritmanın tüm davranışları geliştirilmiştir [Sigl ve ark., 2003].

Mahdi ve ark., üniversite çizelgeleme probleminin çözümü için genetik algoritmaları optimize etmeye yarayan parametre kontrollü bir araç sunmuşlardır. Genetik algoritmanın parametre setlerinin kontrol edilmesi ile çizelgenin kalitesinin artırılabilceğini göstermeyi amaçlamışlardır. Geliştirdikleri aracı gerçek veri üzerinde test etmişler ve deney sonuçlarını sunmuşlardır [Mahdi ve ark., 2003].

Piechowiak ve Kolski, çalışmalarında üniversite ders çizelgeleme problemlerinin yönetimi için interaktif bir karar destek sistemi tasarlamışlardır. Bu araç verilerin hiyerarşik organizasyonunu dikkate alarak kısıtların uygunlukları ile ilgilenebilmektedir. Yaptıkları çalışmada üç amaca odaklanmışlardır. Birinci amaçları açık, geliştirilmeye uygun genetik bir araç geliştirmek olmuştur. Bu amaçla çizelge problemine uygun obje sınıfları tanımlanmışlar ve nesneye yönelik (object-oriented) bir dil kullanmışlardır. İkinci amaçları problem tanımlarında meydana

gelebilecek deęişimleri göz önünde bulundurarak farklı yapılarda kullanılabilcek genetik bir organizasyon kurmak, üçüncü amaçları ise kişisel bilgisayarlarda deęişik kullanıcılar tarafından kolaylıkla kullanılabilcek bir sistem oluşturmak olmuştur [Piechowiak ve Kolski, 2004].

Nedjah ve Mourelle, çalışmalarında Brezilya'daki Rio de Janeiro Üniversitesi'nin ders programının hazırlanması ile ilgili çalışmalar yapmışlardır. Çalışmalarında temel genetik algoritma operatörlerinin birçoęu denemiştir. En iyi sonucu tekdüze çaprazlama operatörünü ve %10 oranında tek noktadan mutasyon operatörünü kullanarak almışlardır. Popölasyondan birey seçiminde rastgele seçim yöntemini kullanmışlardır [Nedjah ve Mourelle, 2004].

Kanoh ve Sakamoto, Japonya'daki Tsukuba Üniversitesinin ders programı çizelgelemede yeni bir yaklaşım sunmuşlardır. Kullandıkları genetik algoritma önceden yüklenmiş bir bilgi temelini kullanmaktadır. Buradaki bilgi kısmı aday çözümlerden oluşmaktadır. Metot hem kısıtları hem de bilgileri kullanarak problemin verimli bir şekilde çözülmesini amaçlamaktadır. Oluşturulan çizelgeler hem öğretmenlerin kişisel isteklerini de yansıtmakta ve eski çizelgelerin olumlu yönlerini de saklamaktadır. Çaprazlama yöntemi olarak tek ve iki noktadan, mutasyon yöntemi olarak da tek noktadan mutasyon seçilmiştir [Kanoh ve Sakamoto, 2004].

Bhatt ve Sahajpal, hesaplama açısından NP-Zor kategorisine giren çizelgeleme problemlerinin yıllardan beri elle çözülmeye çalışıldığını, zaman içinde bilgisayar destekli deterministik metotların geliştirildiğini, daha iyi sonuçlar veren genetik algoritmalar gibi yaklaşımların kullanıldığını belirtmişlerdir. Yaptıkları çalışmada yeni ve verimli bir ikili kodlama yöntemi ve optimizier gibi teknikler sunmuşlar ve bunun algoritmanın verimini geliştirdiğini göstermişlerdir [Bhatt ve Sahajpal, 2004].

Cote ve ark., sınav çizelgeleme problemi için melez çok amaçlı genetik bir algoritma geliştirmişlerdir. Bu çalışmada genetik operatörler yerine yerel arama operatörleri kullanılmıştır. Bu arama operatörlerinden bir tanesi başlangıçta veya mutasyon operatörü tarafından oluşturulan uygun olmayan çizelgeleri düzeltmektedir.

Oluşturulan çizelgeler diğer optimizasyon yöntemleri ile oluşturulmuş 15 adet çözüm ile karşılaştırılmış ve herhangi bir özel ayarlama olmamasına rağmen çoğundan iyi sonuç vermiştir [Cote ve ark., 2005].

Dowsland ve Thompson, karınca koloni optimizasyonunun karınca kolonilerinin yiyecek kaynaklarına en kısa yoldan ulaşabilmek için geliştirdikleri yöntemlere dayalı genetik bir arama prosedürü olduğunu ve giderek artan şekilde kombinatorial optimizasyon problemlerinde kullanıldığını belirtmişler ve bu yaklaşımı sınav çizelgeleme problemi için kullanmışlardır [Dowsland ve Thompson, 2005].

Santiago-Mozos ve ark., çalışmalarında kişisel çizelgeler elde etmek amacıyla iki aşamalı genetik bir sezgisel algoritma geliştirmişlerdir. iki aşamalı algoritma öğrencilerin tercihlerini ana faktör olarak alarak, önce öğrencilerin sıralamakta sonra da gruplara ayırmaktadır. Daha sonra en iyi atamayı belirlemek için evrimsel algoritma kullanmaktadır. Algoritma İspanya'daki üniversitede test edilmiştir [Santiago-Mozos ve ark., 2005].

Beligiannis ve ark., eğitim kurumlarında kullanılmak üzere genetik hesaplama tekniklerine dayalı adapte olabilen bir algoritma tasarlamış ve geliştirmişlerdir. Bu algoritmayı Yunanistan'da bulunan eğitim öğretim kurumlarında çizelgeleme problemi için kullanmışlardır. Algoritmanın verimi ve performansını ölçmek için gerçek veriler kullanarak diğer bazı teknikler ile karşılaştırmışlardır. Algoritmanın diğer tekniklere göre daha iyi ve verimli bir çizelge oluşturduğunu ve oluşabilecek anlaşmazlıkları önlediğini gözlemişlerdir. Bunların dışında ayarlanabilen yapısı sayesinde değişik kısıtlar ile değişik okullara uygulanabileceğini göstermişlerdir [Beligiannis ve ark., 2006].

Burke ve ark., bu çalışmalarında çizelgeleme için kullanılan sezgisel yöntemlere ek olarak basit bir hiper-sezgisel model yaklaşımı geliştirmişlerdir. Ders ve sınav çizelgemedeki kullanılan graf çizelgelemenin permütasyon hesapları için tabu arama yöntemi kullanılmıştır. Bu çok basamaklı sezgiselde tabu arama değişik sayıdaki graf sezgiselleri için permütasyonlar çalıştırmaktadır. Bu yaklaşım çeşitli ders ve sınav

çizelgeleme problemlerinde test edilmiş ve sonuçların literatürde karşılaşılan en iyi sonuçlar olduğu tespit edilmiştir [Burke ve ark., 2007].

Agustin-Blas ve ark., bu çalışmalarında üniversite çizelgeleme problemi ile ilişkili hibrit bir grupta genetik algoritması geliştirmişlerdir. Özel olarak öğrencilerin gruplara ayrılması araştırılmıştır. Bu problemde önemli kısıtlardan biri kapasitedir ve bu kısıt laboratuardaki bilgisayar ve ekipman kapasitesine göre öğrenci sayısı ayarlanmasını gerektirir. Ayrıca bu uygulamada öğrenci ve öğretmen istekleri de göz önünde tutulmuş, ve algoritmanın performansı değişik problemler üzerinde test edilmiş ve bir İspanyol üniversitesinde uygulanmıştır [Agustin-Blas ve ark., 2009].

Pillay ve Banzhaf, çalışmalarında sınav çizelgeleme probleminin çözümü için genetik algoritmaların kullanımını araştırmışlardır. Çalışma diğer çalışmalardan farklı olarak iki aşamalı bir genetik algoritma kullanmaktadır. İlk aşamada sıkı kısıtları sağlayacak şekilde çizelgeler üretilmekte, ikinci aşamada esnek kısıtları karşılamak için çizelge üzerinde iyileştirmeler yapılmaktadır. Bu sistem 13 gerçek problem üzerinde test edilmiş ve performansı diğer tekniklere göre bazı koşullarda daha üstün gelmiştir [Pillay ve Banzhaf, 2010].

Soria-Alcaraz ve ark. bu çalışmalarında akademik çizelge probleminin çok yaygın ve zor bir problem olduğunu belirtmiş ve API-Carpio metodolojisini kullanarak bir genetik algoritma geliştirmişlerdir. Bu algoritma çözümün tam kodlanmasını içeren değişken uzunluklu gösterimi kullanmışlardır. Leon Teknoloji Enstitüsünde bu algoritmayı gerçek örnekler üzerinde test etmişler ve başarılı sonuçlar almışlardır [Soria-Alcaraz ve ark., 2010]

Guo ve ark., bu çalışmada genetik algoritmalar ile açgözlü algoritmaları birlikte kullanarak ders çizelgeleme probleminin çözümü için yeni bir yöntem önermişlerdir. İlk olarak açgözlü metot otomatik olarak derslerin ayarlanması ve uygun çözümlerin üretilmesi için kullanılmış, sonra genetik algoritmalar uygun çözümlerin optimize edilmesi için kullanılmıştır. Deney sonuçları optimize edilmiş çizelgeler için olumlu çıkmıştır [Guo, 2011].

### 3. ÇİZELGELEME PROBLEMİ

Çizelgeleme problemleri verimliliği esas alarak, kaynakların kullanıcılara belli kısıtlarla tahsis edilmesini hedefler. Bir zaman çizelgeleme problemi olan ders programı hazırlamada (çizelgelemede) hedef, her sınıf için açılacak derslerin buluşma saatlerinin istenen kısıtlar sağlanarak belirlenmesidir [Özcan ve Alkan, 2002].

Birçok alanda karşımıza çıkmasına rağmen çizelgeleme özellikle eğitim ve öğretim kurumlarında çok daha fazla ve sık bir şekilde kullanılmaktadır. Çizelgeler oluşturulurken yönetimin, eğitimcilerin ve öğrencilerin isteklerinin ve önceliklerinin sağlanabilmesi problemin çözümünü zorlaştırmaktadır. Her eğitim kurumu kendine özel kısıtlara ve amaçlara sahip olduğu için bütün durumlar için kullanılabilecek genel bir model oluşturulabilmesi mümkün değildir [Botsalı, 2000].

Ders programlarının hazırlanması konuya hakim ve uzman kişiler tarafından yürütülüyor olsa da zor ve uzun zaman alan bir iştir. Her kurumun müfredat programı, öğretmenlerin ve sınıfların sayısı ve derslerin tipleri gibi özellikleri ya da eğitim kurumunun farklı olması gibi sistem farklılıkları olduğundan, ders çizelgeleme problemleri her kuruma göre değişik boyutlarda ortaya çıkar (Taç, 2006). Bu bağlamda çizelgeleme problemleri her zaman karmaşık olmaları bakımından çözümleri zor kombinatorial (kombinasyonel) optimizasyon problemleri olarak formüle edilmişlerdir. Hatta bütün çizelgeleme problemlerinin NP-zor olduğu gösterilmiştir [Costa, 1994].

Çizelgeleme işlemi birçok kurumda yönetim kademesi tarafından yürütülmektedir ve genellikle kolay çözülmesi açısından önceki yıllarda yapılmış olan çizelgeler üzerinde yeni gelişen durumlara göre küçük değişiklikler yaparak yeni çizelgeyi oluşturmaktır. Fakat son yıllarda yazılım ve donanım teknolojisinde meydana gelen gelişmeler, etkin ve istenilen çizelgelerin oluşturulabilmesi için bilim dünyasına yeni fırsatlar yaratmıştır [Daskalaki ve Birbas, 2004]. Bütün bu fırsatlar sonucunda ortaya pek çok yazılım ve çözüme rağmen birçok eğitim kurumunda çizelgeler halen elle

oluşturulmaktadır çünkü problemlerin çeşitliliği okulların farklı ihtiyaçlarına kolaylıkla uyarlanabilecek, kullanıcı dostu yazılımların geliştirilmesini zorlaştırmaktadır.

Eğitim kurumlarında hazırlanan çizelgeler genelde iki ana başlık altında toplanabilir: Sınav programları ve ders programları [Schaerf, 1999]. Bu çalışmada ders çizelgeleme probleminin çözümü ile ilgili çalışılmıştır.

### 3.1. Ders Çizelgeleme Problemleri

Ders çizelgeleme problemi genel olarak eğitimciler, öğrenciler, sınıflar ve derslerin haftalık bir çizelgeye, kaynaklara bağlı kısıtlar ve bir amaç fonksiyonuna göre yerleştirilmesi olarak kabul edilir. [Zhang ve Lau, 2005].

Her kurumun müfredat programı, öğretmenlerin ve sınıfların sayısı, dershanelerin kapasitesi ve derslerin tipleri gibi özellikleri ya da eğitim kurumunun lise veya üniversite olması gibi sistem farklılıkları olduğundan, ders çizelgeleme problemleri her kuruma göre değişik boyutlarda ortaya çıkar.

Ders çizelgelemesi oluşturma işlemi, eğitim kurumlarının bir dönemine ait açılan bütün derslerin saatlerinin belirlenmesi demektir. Hazırlanan haftalık ders çizelgelemesinin belirtilen kısıtları, belli gereksinimleri karşılıyor olması gerekmektedir. Bu kısıtlar iki şekilde ifade edilmektedir. Bunlar; “sıkı kısıtlar” ve “esnek kısıtlar” olarak adlandırılır [Erben ve Keppler, 1995].

Ders çizelgeleme probleminde her probleme özel kısıtlar olabileceği gibi, her problem için ortak olan ve sıkı kısıtlar olarak adlandırılan kısıtlarda mevcuttur. Aynı grupta bulunan öğrencilerin aynı zamanda iki farklı ders için planlanmaması, bir öğreticinin aynı zaman diliminde iki farklı ders için görevlendirilmemesi, bir zaman dilimi için planlanan toplam ders miktarının okulun mevcut derslik sayısından fazla olmaması ve bütün derslerin uygun herhangi bir zaman dilimine planlanması bu tür kısıtlara örnek olarak verilebilir [Botsalı, 2000]. Esnek kısıtlar olarak, öğretmen



tercihleri de önemli olabilir. Bazı öğretmenler sabah saatlerinde ders işlemek isterken, bazıları öğleden sonraki ders saatlerini tercih edebilir.

Esnek kısıtların sağlanıp sağlanmaması çözümün iyiliğini etkilese de sıkı kısıtların ihlal edilmesi problemi çözümsüzlüğe götürmektedir. Bu sebeple uygun bir çözüm için bu kısıtların sağlanması gerekmektedir. Bunun yanında ihlal edilmesi istenmeyen fakat ihlal edilse dahi uygun çözümlere ulaşılmasına engel olmayan esnek kısıtlar vardır. Bu kısıtların sağlanması çizelgenin kalitesini ve etkinliğini artırmaktadır. Bir eğiticinin bir gün içinde dörtten fazla ders istememesi, öğlen saatlerine ders planlanması, öğrencilerin günün erken ve geç saatlerinde ders istememesi ve iki parça halinde verilen bir ders için en az bir gün ara verilmesi gibi kısıtlar, esnek kısıtlara örnek olarak verilebilir [Botsalı, 2000]. Fakat gerçek hayat problemlerinin karmaşıklığı nedeniyle çoğu zaman esnek kısıtları ihlal etmeden uygun bir çözüme ulaşmak mümkün olmamaktadır. Bu tür kısıtlar gevşetilerek uygun çözümler bulunabilir. Böylece bu kısıtlar amaç fonksiyonu içinde çözümün kalitesini belirlemek için kullanılabilir [Burke ve ark., 2007].

Ayrıca bütün kısıtlar sağlanmış olsa bile problemin başlangıç şartlarında meydana gelebilecek değişimler problemi çözümsüzlüğe götürebilmektedir. Gerçek hayat şartları düşünüldüğünde bu tip değişimlere oldukça sık rastlanmaktadır.

Problem boyutları açısından NP-Zor olduğu için elle yapılan uygulamalarda sadece önemli görülen kısıtlar sağlanmaya çalışılmakta, fakat yine de problemin boyutları açısından uygun çözümlere ulaşmak çok uzun süreler almaktadır [Bhatt ve Sahajpal, 2004]. Ayrıca problemin dinamik olması faaliyetlerin, kaynakların ve kısıtların tam olarak bilinmemesi veya son anda aniden değişmesi problemin karmaşıklığını artırmaktadır [Cambazard ve ark., 2005].

### **3.2. Çözüm Yaklaşımları**

Optimizasyon problemi, belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren bir problem çeşididir [Karaboğa, 2004].

Optimizasyon problemlerinde, karar deęişkenlerin alabileceęi deęerlere göre sürekli ve kombinatorial optimizasyon problemi şeklinde iki sınıf oluşturulabilir. Kombinatorial problemlerde genel olarak ayrık niceliklerin optimal olarak düzenlenmesi, gruplanması, sıralanması ve seçilmesi amaçlanmaktadır.

Günlük hayatta karşılaşılan optimizasyon problemleri genellikle matematiksel formülasyonlarla çözülemeyecek kadar karmaşıktır. Ders çizelgeleme NP-Zor kombinatorial optimizasyon problemidir. Matematiksel açıdan çizelgeleme probleminin dięer kombinatorial problemler gibi çözümü oldukça zordur. Problemin çözüm uzayı ders sayısı ile üstel orantılı olarak artar. Bu da gerçek hayattaki bir problemin gelişmiş bilgisayarlarla dahi analitik metotlar kullanılarak çözülmesinin oldukça uzun sürmesine yol açmaktadır. Bu sebeple problemin çözümünde, optimum veya optimuma yakın sonuçlar veren fakat analitik yöntemlere oranla çok daha hızlı olan metasezgisel yöntemler tercih edilmektedir. Bu yöntemlerden bazıları aşağıdaki gibidir.

*Grafik Renklendirme* Sezgiselleri çizelgeleme problemlerinin çözümünde kullanılan ilk yaklaşımlardandır. Graf renklendirme, graf üzerinde birbirine komşu olan düğümlere farklı renk atama işlemidir. Amaç, en az sayıda renk kullanılarak tüm düğümlere komşularından farklı birer renk vermektir. Renklendirmede kullanılan renk sayısı kromatik sayı olarak adlandırılır.

Uygulamada, graf renklendirmenin kullanılacağı alanların başında, ilk akla gelen, harita üzerindeki bölgelerin renklendirilmesi olmasına karşın, graf renklendirme bilgisayar biliminde ve günlük yaşamdaki birçok problemin çözümünde kullanılan bir yaklaşımdır. Örneğin, sınırlı sayıda işlemcisi olan bir sistemde proseslerin işlemcileri kullanma zamanları ve sıralamasının belirlenmesinde, üniversitenin bir fakültesinde sınav saat ve günlerinin çakışmayacak bir şekilde yerleştirilmesinde çözüm sunar, bir de tabii ki bölge renklendirmede en az sayıda renk kullanılmasını sağlar.

*Tavlama Benzetim ve Tabu Arama* çizelgeleme problemlerinin çözümü için geliştirilmiş, grafik renklendirme sezgisellerine ve matematiksel programlama yaklaşımlarına göre daha yeni tekniklerdir. Yerel bir en iyi noktaya yakalanmadan en iyi çözümün araştırılması için geliştirilmiş iteratif iyileştirme algoritmalarıdır [Botsalı, 2000].

Tavlama benzetim tekniği adından da anlaşılacağı gibi bir metalin soğuyarak minimum enerjili kristal yapısına dönüşmesi ile daha genel bir sistemde minimumun araştırılması arasındaki benzerlikten yararlanır. Bu yaklaşım Metropolis ve arkadaşlarının 1958 tarihli çalışmasını temel almaktadır. Söz konusu çalışma ilk halinde belirli bir ısı seviyesindeki atomların dengeli dağılımlarını bulma amacıyla geliştirilmişti ve enerji değişimlerini taklit etmekteydi. Yaklaşım ile matematiksel optimizasyon arasındaki bağlantı Pincus tarafından 1970 yılında vurgulanmıştır. Ancak optimizasyon problemleri için bir optimizasyon tekniği olarak uygulanması 1980'li yılları bulmuştur. Uygulama alanının geniş olması birçok araştırmacının ilgisini çekmiştir.

Bu yaklaşımı daha iyi anlamak için tavlama işlemi hakkında bilgi sahibi olmak gerekir. Herhangi bir katı madde eriyinceye kadar ısıtılıp sonra soğumaya bırakılırsa, soğuma hızına göre yapısal özellikleri değişir. Örneğin büyük kristaller hızlı soğutulursa birçok özelliği bozulurken, yavaş olarak soğutulursa gelişmeler gözlenir.

Bu yöntemin diğer yöntemlerle kıyaslandığında en önemli avantajı yerel minimumdan kurtulabilme özelliğidir. Yaklaşım yalnız amaç fonksiyonundaki iyileşmelere bağlı olmayan, aynı zamanda bazı kötüleşmeleri de kabul eden bir arama stratejisi benimser. Eğer amaç fonksiyonunda bir kötüleşme varsa bir kabul olasılığına bağlı olarak bu yeni noktaya gidilir veya bir önceki pozisyona geri dönülür.

*Tabu arama* kavramını ilk olarak Glover 1986 yılında ortaya atmıştır. Esas olarak bir sezgisel yöntemin üzerine kurulan üst-sezgisel bir yöntem olarak düşünülebilir. Temel yaklaşım son çözüme götüren adımın dairesel hareketler yaratmasını

engellemek için bir sonraki döngüde tekrarın yasaklanması veya cezalandırılmasıdır. Başka bir ifade ile tabu arama zaten incelenmiş bir yol olmaması koşulu ile her çözümü araştırabilen bir süreçtir. Böylece yeni bir çözüm uzayının incelenmesi suretiyle yerel minimumdan kaçınılarak istenilen çözüme ulaşılabilmektedir. Daha önce yapılmış hareketlere dönüş yapılmasını engellemek için bir veya daha fazla tabu listesi tutar. Listenin esas amacı önceden yapılmış hareketin tekrarından çok tersine dönmesini engellemektir. Tabu listesi kronolojik bir yapıya sahiptir ve tabu arama belleğini biçimlendirir. Belleğin rolü algoritma ilerledikçe değişebilir.

*Genetik Algoritmalar (GA)* rastlantısal ve deterministik arama tekniklerini birlikte kullanarak çözüm bulmaya çalışan, parametre kodlama esasına dayanan sezgisel bir arama tekniğidir [Goldberg, 1975] Genetik algoritmanın çalışması doğal evrim sürecine benzetilir. İyi jenerasyonların tıpkı doğadaki gibi ortam koşullarına uyum sağlayarak kendi yaşamlarını sürdürebilmesi, doğa koşullarına uyum sağlayamayanların yok olma prensibine dayanır. Bu amaçla iynin ne olduğunu belirleyen bir uygunluk fonksiyonu, yeni çözümler üretmek için yeniden üretim ve değiştirme operatörleri kullanılmaktadır. Genetik algoritmalar çözümü bulmak için taraması gereken parametre uzayının çok büyük olduğu durumlarda etkin çözümler vermektedir. Evrimin her sürecinde elde edilen bilgi sonraki jenerasyonlara aktarılarak taramanın daha uygun bölgelerde yapılması sağlanmakta ve değişim işlemleri yardımı ile yerel çözüm noktalarına sıkışılması önlenmektedir [Erdoğan, 2003].

Sezgisel algoritmalar genel olmaları, kolay uygulamaya geçirilebilmeleri ve en önemlisi çok değişik alanlardaki problemlere uyarlanabilmeleri nedeniyle ilgi çekmişlerdir. Genetik algoritmalar, tavlama benzetim ve tabu arama, sezgisel algoritmaların en çok kullanılanlarındandır. Bu üç kombinatoriyal optimizasyon algoritmasının bir çok ayırt edici özellikleri olmakla beraber aşağıda sayılan benzerlikleri vardır [Youssef ve ark., 2000] :

- Optimal çözümü bulmayı garanti etmezler,
- Durmaları gereken zamanı bilmediklerinden durma kriteri verilmelidir,

- Araştırmayı olumsuz etkileyecek bir durumu da kabul edebilirler,
- Genel olduklarından herhangi bir kombinatoriyal optimizasyon problemine uygulanabilirler,
- Şartlar sağlandığında optimal çözüme yakınsarlar.

Bu çalışmada genetik algoritmalar yönteminin kullanılması amaçlanmıştır.

## 4. YAPAY ZEKA VE GENETİK ALGORİTMALAR

### 4.1. Yapay Zeka

Yapay zekanın tanımına gelmeden önce zekanın tanımı yapmak gereklidir. Fakat zekanın tanımı konusunda anlaşılmış tek bir tanım yoktur. Çeşitli çalışma alanları kendi tanımlarını yapmışlardır. Zeka "herhangi bir türden yeni bir soruna etkili bir çözüm getirme yetisi" veya "öğrenme, düşünme, anlama, algılama yeteneği" olarak tanımlanabilir. Ayrıca soyutlama, öğrenme ve yeni durumlara uyma gibi yetenekler de zeka kapsamı içindedir. Yapay zeka ise bu özelliklere sahip organik olmayan sistemlerdeki zekadır.

Yapay Zeka kabaca; bir bilgisayarın ya da bilgisayar denetimli bir makinenin, genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan akıl yürütme, anlam çıkartma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır [Nabiyev, 2005].

Yapay Zeka kavramının geçmişi modern bilgisayar bilimi kadar eskidir. Fikir babası, "Makineler düşünebilir mi?" sorusunu ortaya atarak makine zekasını tartışmaya açan Alan Mathison Turing'dir. 1943 yılında İkinci dünya savaşı sırasında Kripto Analizi gereksinimleri ile üretilen Elektro-Mekanik cihazlar sayesinde Bilgisayar Bilimi ve Yapay Zeka kavramları doğmuştur. Alan Turing, Nazi'lerin Enigma makinesinin şifre algoritmasını çözmeye çalışan matematikçilerin en ünlenmiş olanlarından biriydi. İngiltere, Bletchley Park'ta şifre çözme amacı ile başlatılan çalışmalar, Turing 'in prensiplerini oluşturduğu bilgisayar prototipleri olan Heath Robinson, Bombe ve Colossus bilgisayarları, Boole cebriyle dayanan veri işleme mantığı ile Makine Zekası kavramının oluşmasına sebep olmuştur. Yapay zeka'nın temel yaklaşımları Yapay Sinir Ağları, Genetik Algoritmalar, Uzman Sistemler olarak sayılabilir.

## 4.2. Genetik Algoritmalar

GA, deterministik yöntemlerle çözümü zor veya imkânsız olan problemlerin, evrimsel aşamalardan geçirilerek çözülmesini sağlayan algoritmalarlardır. Karmaşık, kısıt sayısı fazla, amaç fonksiyonu kurulamayan ve kesin çözüm yöntemi olmayan optimizasyon problemleri GA'nın ilgi alanına girmektedir. GA'lar, çözümü zor optimizasyon problemlerinde, kesin çözüm olmasa bile yaklaşık bir çözümü kısa sürede bulma özelliğine sahiptir [Paksoy, 2007].

John Holland'ın "Doğal ve Yapay Sistemlerde adaptasyon (Adaptation in natural and artificial systems)" isimli kitabı ve De Jong'un "Genetik olarak adapte olabilen sistemler sınıfının davranış adaptasyonu (Adaptation of the behavior of a class of genetic adaptive systems)" isimli kitabı 1975'de basılmıştır. Bu iki kitap Genetik Algoritmaların (GA) kurucusu olarak kabul edilmiştir [Davis, 1991]. O günlerden bu yana pek çok araştırmacı tarafından araştırılmış, geliştirilmiş ve mühendislik başta olmak üzere pek çok alanda uygulanmıştır. Yalnızca alternatif bir metot olarak kalmamış pek çok çalışmada diğer sezgisel tekniklere üstün geldiği tespit edilmiştir. GA'nın kullanımı yaklaşık 40 yıl öncesine dayanmaktadır. Fakat ilk çalışmalar daha çok bilgisayar oyunları ve numune tanıma gibi daha dar alanlar ile sınırlanmaktaydı. Optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılması ise daha yakın bir geçmişe dayanmaktadır. Daha sonra John Koza genetik algoritmaları kullanarak programlar tasarlamış ve bu yönetime genetik programlama adını vermiştir.

Genetik algoritma fikrinin temeli doğal seçilime dayanır. Yaşamak için gerekli ve yeterli özelliklere sahip olan birey gelecek jenerasyonlara geçerken, diğerleri yok olur. Popülasyondaki güçlü adaylar kalırken, diğerleri elenir [Shapiro, 2001]. Dolayısıyla her yeni jenerasyon en iyi çözüme bir öncekinden daha yakın olur ve bu işlem tekrarlanarak ilerler.

Holland'ın orijinal şeması objeleri sınıflandıran ve sonra da seçilen objeleri birbirleriyle "eşleştirip" ortaya sınıflandıracak yeni objeler üreten bir yöntemdir [Buckles ve Petry, 1994]. Darwin'in doğal seçim modelini amaçlamak için

yaratılan bu programlar, yaşamın doğum, üreme ve ölüm formlarını izliyordu. Bu işlemin en yalın hali aşağıda görülmektedir [Gen ve Cheng, 1997]:

Bir canlı popülasyonu oluştur.

Her canlının uyumluluğunu değerlendir.

Eğer popülasyon yeterince uyumlu değilse:

```
{
    Göreceli olarak uyumlu olmayanları yok et.
    Popülasyon büyüklüğü maksimumdan küçük durumdayken:
    {
        İki tane popülasyon üyesi seç.
        Onların genetik birikimlerini karıştırarak yeni bir canlı üret.
        Yeni canlı üzerinde rastgele mutasyon yap.
        Yeni canlını değerlendir ve popülasyona yerleştir.
    }
}
```

Yukarıda görüldüğü gibi bir genetik algoritma, başlangıç, üreme, mutasyon, seçim ve ölüm işlemlerini içerir. Bu her bir işlemin sıralaması ve yöntemi bizi Holland'ın orijinal şeması üzerinden birçok varyasyona götürür.

Genetik algoritmayı diğer arama yöntemlerinden (tabu arama, tavlama benzetim gibi.) ayıran en belirgin özellikleri çözüm arama şeklinin farklı oluşudur. Aşağıda bu farklılıklar açıklanmaktadır [Goldberg, 1975].

1. GA, parametrelerin kendisiyle değil, doğrudan parametre kodlarıyla uğraşır.
2. GA tek bir noktadan değil, popülasyonun büyüklüğü kadar noktadan arama yapar.
3. GA, ne yaptığını değil, nasıl yaptığını bilir. Yani GA önceden elde edilmiş bilgiyi değil, sadece amaç fonksiyonundan elde edilen bilgiyi kullanır.



4. GA'nın uygulamasında kullanılan operatörler rastlantısal yöntemlere dayanır; belirli ve kesin yöntemler kullanmazlar.

#### 4.2.1 Genetik algoritmalarda temel kavramlar

##### Kromozom

Tüm yaşayan organizmalar hücrelerden oluşur. Her hücrede aynı kromozom kümeleri bulunur. Kromozomlar DNA dizileri olup, tüm organizmanın örneği olarak hizmet ederler. Bir kromozom gen adı verilen DNA bloklarından oluşur. Her gen belirli bir proteini kodlar. Basitçe, her genin, örneğin göz rengi gibi bir özelliği kodladığı söylenebilir. Bir özellik için olası ayarlar, (mavi, yeşil gibi renkler) alel olarak adlandırılır. Her gen kromozom üzerinde kendine ait bir konuma sahiptir. Bu konuma yörünge adı verilir. Tüm genetik malzeme kümesine (tüm kromozomlar) genom adı verilir. Genom üzerindeki belli gen kümelerine genotip adı verilir. Genotipler, doğumdan sonra gelişmeyle fenotiplere (canlının göz rengi, zekâ v.b. fiziksel ve zihinsel özellikleri) dönüşür.

##### *Kromozomun Kodlanması:*

“Sanatın önemli bir kısmı bir problemle karşılaşıldığı zaman iyi bir çözüm yöntemi bulunmasıyla alakalıdır.” [Davis, 1991]

Kromozom üzerinde yer alacak bilgiler GA'nın, çözüm uzayında en iyi çözümü araması için gerekli olan bilgilerin tümünü içerecek şekilde tasarlanmalıdır [Mori ve Tseng, 1997].

Genellikle bir bilgisayarın programının kodlanmasındaki ilk aşama data tiplerinin seçilmesidir. Holland'ın orijinal şeması ile diğer birçok genetik algoritma arasındaki ilk büyük farklılık da buradan kaynaklanmaktadır [Buckes ve Petry, 1997].

Holland kromozomları iki basamaklı katarlar (string) şeklinde kodlamıştır. İkili kodlamanın birçok özelliği bize basit, verimli ve zarif genetik algoritmalar sunar. Ama yine de, canlıların genleri kendilerine has avantajları bulunan birçok şekilde gösterilebilir [Davis, 1991].

Bir problemi gen formuna getirmek için, çözümün temelini bilgi parçacıklarının bir koleksiyonu şeklinde göstermek gerekir [Davis, 1991]. Bu birçok problem için geçerlidir.

Bir çok durumda dönüştürülecek problemler ikili sayılardan ziyade data tipleriyle daha kolay gösterilebilir [Anderson ve Simpson, 1996]. Örneğin, bütçe ile ilgili bir kodlama yapılması gerekiyor ise para miktarları ikili sayılardan çok, virgülden sonra iki basamaklı reel sayılara benzer. Eğer elimizdeki teknolojik ekipmanın performansı yeterli ise, genler de tam sayılar, reel sayılar, dizinler (array) ya da başka bir data tipiyle gösterilebilir [Davis, 1991]. İkili gösterimi kullanmayan kodlama yöntemlerine kısmi kodlanmış denir. Bu noktada Evrimsel Programlama teknikleri de, gösterimi yüzde yüz kodlanmış canlıların bir popülasyonunu kullanır.

Genetik Algoritma dilinde bu kodlanmış genler dizisi ‘genotip’ olarak isimlendirilir. Bunların esasında şifrelediği şeye ise ‘fenotip’ denir [Gen ve Cheng, 1997]. Fenotipin mi genotip oluşturmak için şifrelendiği yoksa genotipin mi fenotipi oluşturmak için şifresinin çözüldüğü ikilemi çok çeşitli görüşler doğurmaktadır. Her iki durumda da, genin gerçek değerini ‘alel’ diye adlandırırız [Gen ve Cheng, 1997]. Doğada, canlıların genleri çiftler halinde saklanır ve her ata bu çiftlerden yalnızca birini sağlar. Genlerin çiftler halinde saklanmadığı genetik algoritmalarda bu durum farklıdır. Fakat hem biyolojik yaşam formlarında hem de genetik algoritmalarda atanın genlerinin sadece bir kısmı yavruya geçer [Davis, 1991].

Bir kromozom temsil ettiği çözüm hakkında bir şekilde bilgi içermelidir. En çok kullanılan kodlama ikili karakter dizisidir. Bu yöntemle kromozom şu şekilde görülmektedir:

Kromozom 1 : 1101100100110110

Kromozom 2 : 1101111000011110

Her kromozom ikili karakter dizisi şeklinde temsil edilmektedir. Karakter dizisindeki her bit çözümün bir özelliğini temsil eder. Bir başka olasılık tüm karakter dizisinin bir sayıyı temsil etmesidir. Elbette, birçok başka kodlama yöntemi vardır. Kodlama daha çok çözülen probleme bağlıdır. Örneğin bazı problemler için tamsayı veya gerçek sayı şeklinde kodlamak gerekirken, bazı problemlerde permütasyon şeklinde kodlamaya ihtiyaç vardır.

İkili kodlama: İkili kodlama en çok kullanılan yöntemdir, çünkü ilk GA araştırmaları bu kodlama yöntemini kullanıldı ve görece basit bir yöntemdir. İkili kodlamada, her kromozom bit (0 veya 1) karakter dizilerinden oluşmaktadır.

|             |                   |
|-------------|-------------------|
| KROMOZOM A: | 11001010010100100 |
| KROMOZOM B: | 10000111101010100 |

Şekil 4.1. İkili kodlanmış kromozom örnekleri

İkili kodlama, fazla çeşitlilikte kromozomlar verir, bunlara düşük sayıda alel içerenler de dahildir. Ancak, bu yöntem çoğu problem için doğal bir kodlama değildir ve çaprazlama ve mutasyondan sonra düzeltmeler yapılması gerekir.

Permütasyon Kodlama: Permütasyon kodlama, gezgin satıcı problemi veya görev sıralama gibi sıralama problemlerinde kullanılabilir. Permütasyon kodlamada, her kromozom sırada konum belirten numara karakter dizisinden oluşur.

|             |                       |
|-------------|-----------------------|
| KROMOZOM A: | 1 5 6 3 8 2 9 4 2 2 1 |
| KROMOZOM B: | 8 6 5 3 4 9 9 8 2 2 3 |

Şekil 4.2. Permütasyon kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri

Permütasyon kodlama, sıralama problemleri için yararlıdır. Bazı problemlerde bazı çaprazlama ve mutasyon türleri için kromozomların tutarlılığı için (örneğin içerisinde gerçek sırayı tutan) düzeltmeler yapılması gerekmektedir.

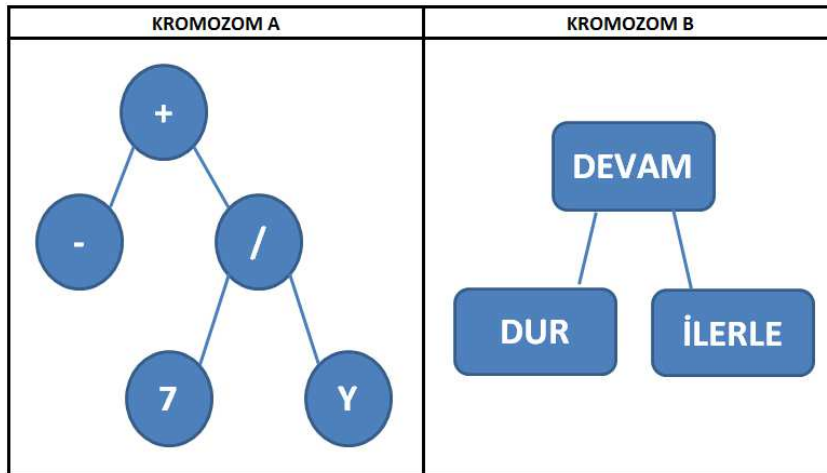
Değer kodlama: Gerçek sayılar gibi karmaşık değerlerin kullanıldığı problemlerde doğrudan değer kodlama kullanılabilir. İkili kodlamanın bu tip problemler için kullanılması problemlerin zorlaşmasına neden olacaktır. Değer kodlamada, her kromozom bazı değerlere eşittir. Değerler problemle ilgili herhangi bir şeyi belirtebilir. Gerçek sayılar, karakterler veya nesneler olabilir.

|             |                            |
|-------------|----------------------------|
| KROMOZOM A: | 1,234 2,549 1,952 7,357    |
| KROMOZOM B: | SHJLABGNHRKLGVC            |
| KROMOZOM C: | (GERİ),(İLERİ),(SAĞ),(SAĞ) |

Şekil 4.3. Değer kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri

Değer kodlama bazı özel problemler için iyi bir seçimdir. Ancak, bu tip kodlamada probleme özgü yeni çaprazlama ve mutasyon yöntemleri geliştirmek gereklidir.

Ağaç Kodlama: Ağaç kodlama genellikle evrimleşen program veya ifadeler için kullanılmaktadır. Örneğin genetik programlama için Ağaç kodlamada her kromozom bazı nesnelerin ağacıdır, örneğin işlevler veya programlama dilindeki komutlar gibi.

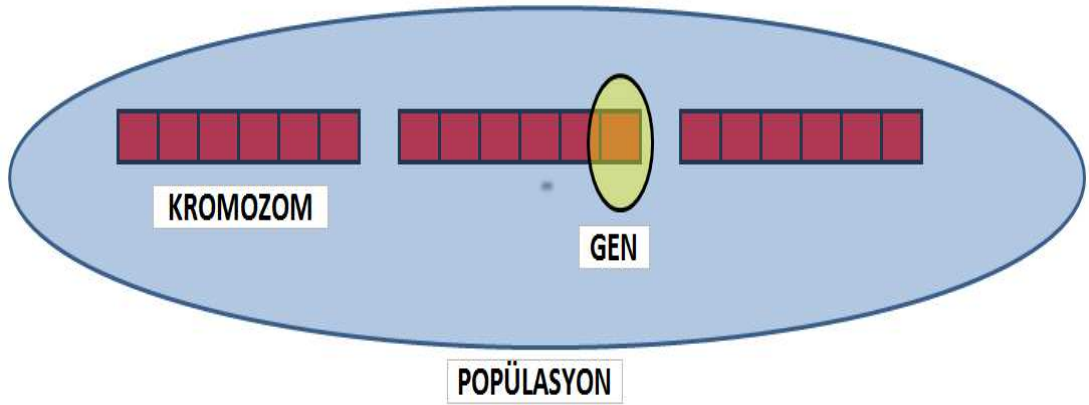


Şekil 4.4. Ağaç kodlama ile kodlanmış kromozom örnekleri

Ağaç kodlama evrimleşen programlar veya ağaç şeklinde kodlanabilecek herhangi diğer yapılar için uygundur. LISP programlama dilinde programların ağaç şeklinde temsil edilmesi nedeniyle LISP bu iş için en çok kullanılan dildir. LISP’te bu ağaçlar kolayca ayrıştırılıp, çaprazlama ve mutasyon kolayca yapılmaktadır.

### Gen

Gen, bir canlının (bireyin) kalıtsal özelliklerinden herhangi birini taşıyan parçadır. Bu nedenle kalıtımın fiziksel ve işlevsel birimi olmaktadır. Her gen, özel bir işlev taşıyan kromozomların belli konumunda bulunan dizilerden/değerlerden oluşmaktadır. Kromozom üzerinde, belli bir konumda bulunan genler, temsil edilen değişkenin değerini ifade etmektedir [Koza, 1995].



Şekil 4.5. Gen, kromozom, popülasyon yapısı

Her bir karar değişkeninin sayısal değeri, bir geni temsil eder. Bir problemde kaç adet karar değişkeni varsa o kadar da gen vardır. Genlerin bir dizi halinde sıralanması ile ortaya çıkan genler dizisine “kromozom” adı verilmektedir. Böylece bir kromozomda, problemdeki karar değişkenlerinin her birinin bir arada bir dizi halinde bulunduğu anlaşılmaktadır [Şen, 2004]. Algoritmanın başlangıcında, kromozomlara yerleştirilmesi karar verilen genlerin sırasının GA işlemleri esnasında asla değiştirilmemesi gerekmektedir.

Bir genin alabileceği değerlere "allel" denilmektedir. Örneğin saç rengini temsil eden bir gende siyah, kahverengi veya kırmızı bu genin allelleri olur.

### Popülasyon

Genetik algoritmalarda ilk aşama, kromozomların bütün bir popülasyonunu başlangıç durumuna getirmektir, ilk değer verilerek popülasyon (toplum) büyüklüğü belirlenmelidir. Hesaplama tekniğine bağlı olarak farklı büyüklükler seçilebilir. Eğer popülasyon çok küçük olursa, küresel çapta bir araştırma mümkün olmaz. Ama yakınsama, tahminler hızlı yapılır. Eğer popülasyon çok büyük olursa, gerekenden fazla bilgiyle uğraşmak vakit kaybına yol açabilir ve sonuca ulaşmak çok uzun zaman alabilir [Goldberg, 1992].

Popülasyonun başlangıcı için iki teknik vardır. Bir canlı popülasyonu (kolonideki tüm canlılarla ilgili bütün genetik bilgiler) ikincil bir kaynaktan yüklenebilir. Bu data yönlendirilmiş evrim için bir başlangıç noktası sağlar. Genel olarak genetik algoritmalar rastgele popülasyonla başlarlar. Bu genetiği rastgele işlemlerle belirlenmiş tam büyüklüğe sahip bir popülasyondur [Davis, 1991].

Fakat rastgele popülasyonlar genelde uyumsuz olurlar [Davis, 1991]. Kimin daha iyi uyum sağladığını belirleyebilmek için, her canlıyı değerlendirmeye tabii tutmak gerekir. O canlıyı değerlendirebilmek için, o canlının hayatta kaldığı çevre hakkında da bilgi sahibi olmak şarttır. Bu çevre problemin kısmen şifrelenmiş açıklamasıdır [Gen ve Cheng, 1997]. Örneğin bir bütçe probleminde istenen bütçenin özelliklerini bir kısıtlar kümesi olarak gösterebiliriz. Bu kısıtlardan biri şöyle olabilir: “Havyar pahalıdır ve pek fazla besleyici değildir, havyara çok para ayıran bütçeler iyi bir gidişat gösteremez.” Canlıyı değerlendirme sürecinde problemle alakalı bilgilerin her bir parçası teker teker başka bir kısıta çevrilir. Bir kromozomu değerlendirirken de bir ya da daha fazla kısıt olabilir. Birden fazla kısıtın olduğu zamanlar (yani çok amaçlı problemlerde) her bir kısıt göreceli olarak bir önem kazanır .

Popülasyon büyüklüğünün ne olacağını belirlemek, tüm GA kullanıcıları açısından oldukça önemli bir aşamadır. Toplum büyüklüğü, başka bir deyişle kromozom ya da birey sayısı, GA'nın başarısını ya da optimum sonuca erişim süresini etkileyen önemli unsurlardan biridir. Toplum büyüklüğünün gereğinden küçük alınması, GA arama tekniğinin dar bir çözüm uzayında uygulanması anlamını taşımaktadır. Dar çözüm uzayı ise, problemin optimum çözümünün çözüm uzayı dışında kalma ihtimalini artıracaktır. Gereğinden büyük alınması ise, GA'nın anlamlı sonuçlara geç ulaşmasına ve yavaş çalışmasına neden olacaktır [Goldberg, 1992]. Büyük toplumda çözüm uzayı daha iyi örneklenebileceğinden arama daha etkin yapılırken, arama süresi artacaktır.

Kromozomumuzu değerlendirme yöntemini nasıl oluşturduğumuza bağlı olarak, biz ya en az maliyetli popülasyonu ya da en uyum sağlayan popülasyonu oluşturmak isteriz. Bu maliyet minimizasyonu veya uyum maksimizasyonu problemidir. Bütçe örneğinde, havyarın sezgisel araştırma değeri, maliyeti ile gösterilebilir. Optimizasyon problemlerinde, maliyetten kasıt para değil verimlilik [Gen ve Cheng, 1997; Davis, 1991]. Tabii ki uyumluluk maliyetle tersten bağlantılıdır, böylece biri diğerine kolayca çevrilebilir [Gen ve Cheng, 1997].

Optimizasyon tekniklerini tartışırken, olası çözümlerin skalası çözüm uzayını belirtir. Bu çözüm uzayındaki her bir noktanın maliyet/uyumluluk oranı, problemin yatay görünümde bir yüksekliği ifade eder. Küresel çapta minimum maliyeti aramak, maliyetin görünümündeki en düşük vadinin en düşük noktasını aramaktır. Aynı şekilde en yüksek uyumluluğa bakmak da, en yüksek dağın en yüksek tepesini aramak gibidir.

Çözümü hemen akla gelmeyen bir optimizasyon probleminde, en düşük maliyete ait çözüm uzayını aramak anlamsız derecede fazla zaman alabilir. Aramayı hızlandırmak için iki tekniği birleştiren optimizasyon yöntemleri vardır, bu iki teknik kullanım (exploitation) ve keşiftir (exploration). Kullanım, maliyet haritasının bilinen bir bölgesinin aramayı yönlendirmek amacıyla kullanılmasıdır. Keşif ise bilinmeyen bir bölgenin keşfedilmesidir [Gen ve Cheng, 1997]. Bu iki konsept

arasında uygun bir yerde durmak hızlı optimizasyon için olmazsa olmazdır [Gen ve Cheng, 1997].

### Uygunluk değeri ve uygunluk fonksiyonu

Mevcut toplumda bulunan iyi özelliklere sahip kromozomların bir sonraki aşama için kullanılacak yeni topluma aktarılması, belirlenen kriterler dâhilinde değerlendirilerek yapılmaktadır. GA’da uygunluk değerlendirmesi, bir uygunluk fonksiyonu sonucu elde edilen uygunluk değeri ( $f_i$ ) ile yapılmaktadır.

Toplumu oluşturan bireylere ait uygunluk değerlerinin belirlenmesi için genellikle bir fonksiyona ihtiyaç duyulmaktadır. Uygunluk fonksiyonları, türev ya da başka analitik işlemler gerektirmezler ve istenilen şekilde oluşturulabilirler [Chen ve Zalazala, 1997]. Bazı araştırmacılar, her bir kromozoma doğrudan bir uygunluk değeri atarken, bazıları da uygunluk değerini bir fonksiyon kullanarak hesaplamaktadırlar [Chan ve ark., 2005].

Algoritmanın hazırlık aşamasında belirlenen uygunluk fonksiyonu ile toplumdaki tüm bireylerin uygunluk değerleri hesaplanır. Böylece  $n$  elemanlı toplumda,  $f_1 \dots f_n$  olmak üzere  $n$  adet uygunluk değeri hesaplanmaktadır. Bireylerin uygunluk değerlerine göre üreme, çaprazlama ya da mutasyon işlemleri uygulanmaktadır [Koza, 1995]. Çünkü kromozomların kalitesi, uygunluk değerlerine göre ölçülmektedir. Uygunluk değeri en iyi olan kromozom, problemin optimum çözümünü veren kromozomdur [Mori ve Tseng, 1997].

Uygunluk değeri yüksek bireylerin seçilerek, yeni oluşturulacak topluma aktarılması, GA’nın gücünü oluşturan başlıca faktörlerden biridir [Buckles ve Petry, 1992].

### Seçim metotları

Seçim işlemi, “yetenekli olanın yaşaması” ilkesine uygun olarak çalışmaktadır. Başlangıç toplumundaki kromozomlar arasından, en iyi uygunluk değerine sahip



olanlardan bazıları yeni topluma aktarılmakta, bazıları da ebeveyn olarak seçilmektedir. Yeni toplumun diğer kromozomları, ebeveyn olarak seçilen bireylere uygulanan genetik işlemler ile oluşturulmaktadır. Uygunluk değeri en iyi olanların seçilme ve yeni topluma aktarılma şansı daha yüksektir. Seçim yöntemi olarak geliştirilmiş birçok yöntem bulunmaktadır. Ancak rulet çarkı, sıralama yöntemi ve turnuva seçim yöntemleri en yaygın kullanılanlardandır [Yeo ve Agyei, 1998].

### *Rulet çarkı*

Rulet çarkı, ilk defa Holland tarafından ortaya çıkarılmış bir yöntemdir. Bu yöntemde, toplumdaki tüm bireylerin uygunluk değerleri ( $f_i$ ) hesaplanır. Bireylerin uygunluk değerleri toplanarak toplumun uygunluk değeri elde edilir. Her bireyin uygunluk değeri, toplumun uygunluk değerine bölünerek, bireyin seçilme olasılıkları elde edilir.

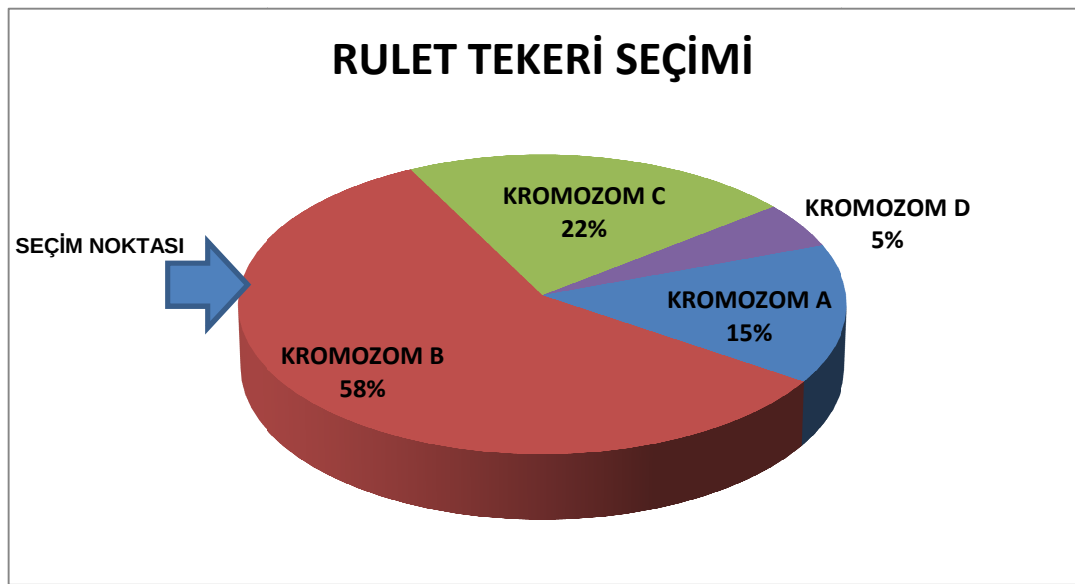
$$F_i = \frac{f_i}{\sum_j^n f_j} \quad (4.1)$$

Bireyler, seçilme olasılıkları ( $F_i$ ) ölçüsünde rulet çarkında yer alırlar. Böylece rulet çarkı üzerinde yüksek olasılık değeri ile temsil edilen bireylerin seçilme olasılıkları artmaktadır. Bu durumda, bireylerin seçilme olasılıkları ( $F_i$ ), uygunluk değeri olarak kullanılmaktadır. Ebeveynler, rulet çarkı üzerinden farklı yöntemlerle seçilebilmektedir [Buckles ve Petry, 1992]. Seçim, rastgele, en yüksek olasılık değerine göre ya da eklemeli oranlardan yararlanılarak yapılabilmektedir. Eklemeli oranlar, seçilme olasılıklarının toplanması ile elde edilmektedir. Uygulamada, rastgele bir sayıya erişinceye kadar eklemeli oranlar elde edilir ve son eklenen sayının ait olduğu çözüm seçilmek suretiyle de işlem tamamlanabilir.

Atalar uygunluklarına göre seçilirler. Daha iyi kromozomlar, daha fazla seçilme şansına sahip olanlardır. Toplumdaki tüm kromozomların yerleştirildiği bir rulet tekerini hayal edelim. Rulet tekeri üzerindeki kromozomun yerinin boyutu kromozomun uygunluğuyla orantılıdır (Şekil 4.6). Daha uygun olan kromozom daha geniş bir kısma sahip olur.

Çizelge 4.1. Rulet tekeri uygunluk değerleri

|                        | UYGUNLUK DEĞERİ |
|------------------------|-----------------|
| KROMOZOM A             | 15              |
| KROMOZOM B             | 58              |
| KROMOZOM C             | 22              |
| KROMOZOM D             | 5               |
| <b>TOPLAM UYGUNLUK</b> | <b>100</b>      |



Şekil 4.6. Rulet tekeri kromozom dağılımı

Bir bilye rulet tekerine atıldığı düşünülür ve bilyenin durduğu yerdeki kromozom seçilir. Daha uygun olan kromozomlar böylece daha fazla sayıda seçilecektir. Sürecin işletilmesi için örnek bir algoritma aşağıdaki gibi olabilir.

- *Toplam*: Toplumdaki tüm kromozomların uygunluk toplamını hesaplar - S.
- *Seçim*: (0,S) aralığından rasgele bir sayı üretilir - r.
- *Döngü*: Toplum üzerinden gidip 0'dan itibaren uygunlukların toplamını al- s, s r'den büyük olduğu zaman dur ve bulunduğumuz yerdeki kromozomu döndür. Elbette, aşama bir her toplum için bir kez yapılmaktadır.

### Sıralama Seçimi

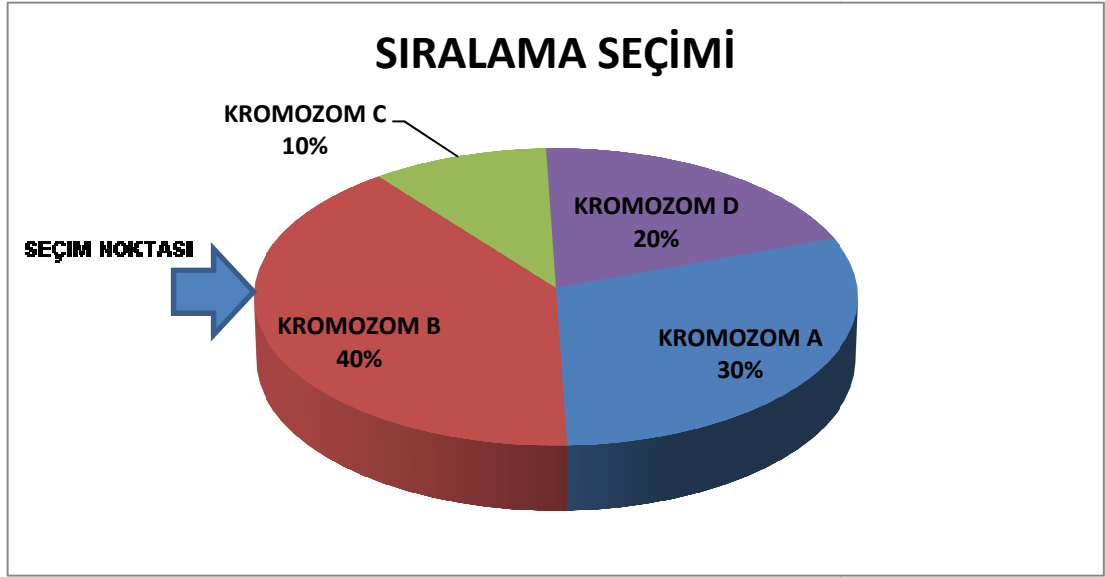
Bir önceki seçim düzeneğinde uygunluk değerleri arasında büyük farklar oluşunca problemler ortaya çıkacaktır. Örneğin, eğer en iyi kromozomun uygunluğu diğer tüm kromozomların toplamının %90'ı ise diğer kromozomların seçilme şansı çok azalacaktır. Sıralama seçimi ilk önce toplumu sıralar ve her kromozom uygunluk değeri olarak sırasını kullanır. En kötü 1 uygunluğunu, ikinci kötü 2, ... en iyi N (toplumdaki kromozom sayısı) uygunluğunu alır. Şekil 4.7 ve 4.8'de görüldüğü üzere, uygunluk sıraya göre belirlendiği zaman durum değişmektedir.

Çizelge 4.2. Sıralama seçimi uygunluk değerleri

|                 | UYGUNLUK DEĞERİ | SIRALAMA DEĞERİ |
|-----------------|-----------------|-----------------|
| KROMOZOM A      | 9               | 3               |
| KROMOZOM B      | 80              | 4               |
| KROMOZOM C      | 5               | 1               |
| KROMOZOM D      | 6               | 2               |
| TOPLAM UYGUNLUK | 100             | 10              |



Şekil 4.7. Sıralamadan önce yüzde değerleri



Şekil 4.8. Sıralamadan sonra yüzde değerleri

Bu şekilde tüm kromozomların seçilme şansı olacaktır. Ancak bu yöntem daha yavaş yakınsama neden olabilir, çünkü en iyi kromozomlar birbirlerinden çok farklı değillerdir.

#### *Turnuva seçimi*

Turnuva seçim yöntemi, kolaylığı ve uygunluğu açısından en yaygın olanıdır. Turnuva seçim yönteminde, önce toplumu oluşturan kromozomlardan bazıları, belli kriterlere göre seçilmektedir. Daha sonra, bu kromozomlar kıyaslanarak aralarında uygunluk değeri yüksek olan bir kromozom yeni topluma aktarılacak üzere seçilmektedir. Böylece oluşturulan yeni toplum, bir önceki toplumun kötü bireylerinden arındırılmaya çalışılmaktadır. Optimum çözüme hızlı erişim sağlaması açısından önemli bir yöntemdir. Turnuva seçim yönteminde, yerine koyarak ya da koymayarak rastgele seçilen  $t$  adet bireyden oluşturulan gruba turnuva genişliği denir [Bolat ve ark., 2004]. Bu grupta bulunan en iyi birey yeni topluma aktarılır. Bu işlem kullanıcının önceden belirlediği işlem sayısı kadar tekrarlanır.

Bu işlemde iki canlı birbirlerine karşı seçilir ve kazanan ürer, kaybeden ise yok olur. Buna benzer davranışı büyük geyik popülasyonunda dişi için dövüşen erkeklerde ve hatta bazen insanlarda bile gözleyebiliriz.

Turnuva seçiminin uygulanması ile ilgili birçok teknik geliştirilmiştir. Bunlardan biri uygunluk değeri belirlenen ve rastgele seçilen n adet bireye, 1 den başlayarak sıra numarası atanır. Daha sonra, sıra numaralarının alt ve üst sınırları içerisinde olmak üzere, rastgele sayılar üretilir. Şekil 4,9'da ilgili sütunlarda gösterilen sıra numarası ve rastgele sayılardan yararlanarak belirlenen iki bireyin uygunluk değerleri kıyaslanmakta ve en uyumlu olan seçilmektedir. Böylece bireyler arasında en az uyumlu olanlar elenerek optimuma yaklaşım hızlandırılmaktadır.

|            | UYGUNLUK DEĞERİ | NO | RASTGELE SAYILAR |
|------------|-----------------|----|------------------|
| KROMOZOM A | 15              | 1  | 5                |
| KROMOZOM B | 26              | 2  | 6                |
| KROMOZOM C | 5               | 3  | 1                |
| KROMOZOM D | 43              | 4  | 8                |
| KROMOZOM E | 26              | 5  | 12               |
| KROMOZOM F | 30              | 6  | 10               |
| KROMOZOM G | 66              | 7  | 9                |
| KROMOZOM H | 21              | 8  | 2                |
| KROMOZOM I | 6               | 9  | 3                |
| KROMOZOM İ | 54              | 10 | 4                |
| KROMOZOM J | 22              | 11 | 7                |
| KROMOZOM K | 41              | 12 | 11               |



| TURNUVA 1                     |
|-------------------------------|
| KROMOZOM A (1)-KROMOZOM E (5) |



| KAZANAN    |
|------------|
| KROMOZOM E |

Şekil 4.9. Turnuva seçim yöntemi

### *Seçim işleminin amacı:*

Birçok genetik algoritmada, yavrulayacak canlıları seçme metodu farklı şekillerde halledilir. Holland'ın orijinal modeli en sağlıklı olanın en yüksek olasılıkla üreyeceği bilgisini kullanır [Gen ve Cheng, 1997]. Diğer metotlar bunun için rastgele iki canlı seçer. Seçilerek üremek elitizm ile birlikte veya onun yokluğunda kullanılabilir, her iki durumda da genetik algoritma evrimi gerçekleştirir [Gen ve Cheng, 1997].

Fazla evrilmiş canlı popülasyonlarında türleşme süreci başlar. Burası “tür” olarak adlandırılan bazı eşleşen grupların o türün yüksek uyumlu yavrularına neden olduğu, o türe ait olmayan diğer üyelerinde “ölümcül” denilecek kadar düşük uyumlu yavrulara neden olduğu yerdir. Ölümcül olanlar bir sonraki jenerasyona nadiren kalırlar.

Seçilimli üremenin amacı hem yüksek uyumluluğa sahip kromozomların yükselmesi, hem de ölümcül olanların üremesinden kaçınmaktır [Gen ve Cheng, 1997].

Yukarıda bahsedilen ve GA uygulamalarında yaygın olarak kullanılan seçim yöntemlerinden hiçbiri, henüz literatürde en iyi seçim stratejisi olarak belirlenememiştir. Bu nedenle, son yıllarda yapılan çalışmalarda bazı araştırmacıların bu seçim stratejilerinden bir karma oluşturdukları gözlenmektedir. Örneğin, çözümü zor (global optimum çözümü olmayan) optimizasyon problemlerinde, rulet çarkı ve elitist stratejinin birlikte uygulandığı bir GA çalışması gerçekleştirilmiştir [Nakamura ve ark., 2005].

### Arama uzayı

Eğer bir problemi çözüyorsak, genellikle çözümler arasındaki en iyi olanını arıyoruz demektir. Mümkün tüm çözümlerin uzayına (istenen çözümün aralarından bulunduğu çözümler kümesi) arama uzayı (durum uzayı) adı verilir. Arama uzayındaki her nokta bir olası çözümü temsil eder. Her olası çözüm değeri (uygunluğu) ile problem için “işaretlenebilir”. Genetik algoritmalar yardımıyla arama uzayındaki olası

çözümler arasından en iyi çözümü araştırırız. Çözümü aramak, arama uzayında aşırı noktaları (azami veya asgari) aramak ile aynı anlamdadır. Zaman zaman arama uzayı iyi tanımlanmış olabilir, ama bu arama uzayında sadece bir kaç noktayı biliyor olabiliriz. GA kullanma sürecinde, çözüm bulma süreci diğer noktaları (olası çözümleri) evrim sürdükçe üretir.

Arama çok karmaşık olabilir. Nereden başlanacağı veya nereye bakılacağı bilinemeyebilir. Uygun çözümün bulunması için birçok yöntem vardır, fakat bu yöntemler en iyi çözümü üretmeyebilir. Bu yöntemlerin bazıları, tepe tırmanma, tabu arama, tavlama benzetim ve genetik algoritmalarıdır. Bu yöntemler sonucu bulunan çözümler genellikle iyi çözümler olarak kabul edilir, çünkü her zaman en iyiyi bulmak ve ispatlamak mümkün değildir.

Hızlı (Çokterimli) algoritmaların uygulanabildiği birçok görev vardır. Ancak algoritmik olarak çözülemeyen bazı problemler de vardır. Çözüm bulmanın çok zor olduğu önemli problemler vardır, fakat çözüm bulununca bu çözümü kontrol etmek kolaydır. Bu gerçek “NP-zor” Problemleri ortaya çıkarır. NP nondeterministik polinomal anlamına gelir ve bunun anlamı çözüm, nondeterministik algoritma yardımıyla “tahmin” edilebilir ve kontrol edilebilir. NP Problemlere örnek olarak tahmin problemini, gezgin satıcı problemini veya sırt çantası problemini verebiliriz. [Kann, 2005].

#### **4.2.2. Genetik işlemler**

Birçok problemin çözümünde iyi sonuçlar veren GA, üç temel genetik işlemin uygulanması ile sonuçlandırılmaktadır. Bunlar üreme, çaprazlama ve mutasyon işlemleridir. GA’ların vazgeçilemez unsurları olan genetik işlemler yeni toplumun oluşturulması, uyumlu kromozomların iyi özelliklerinin oluşturulan topluma aktarılması, toplumların bir öncekilerden farklılaştırılması ve çözüm uzayında farklı noktalara erişilmesi amacıyla gerçekleştirilen işlemlerdir [Paksoy, 2007].

## Üreme

Üreme (Reproduction) uygunluk kriterlerine uyan bir kromozomun özelliklerinin, yeni jenerasyona aktarılmasını sağlayan işlemdir. Uygun olarak seçilen kromozom çifti, yeni toplumun bir ya da daha fazla kromozomunun oluşumuna katkıda bulunabilmektedir. Ebeveyn olarak adlandırılan bu kromozom çiftinin özellikleri, üreme sonucunda yeni topluma aktarılmaya çalışılmaktadır. Üreme işlemi sonrasında yeni kromozomlar üzerinde tekrarlı bir şekilde işlem yapılmaması ve yeni toplumda yeni bireylerin ebeveynlerinin birer kopyası olmasını engellemek amacıyla çaprazlama ve gerekirse mutasyon işlemleri uygulanır.

Üreme işlemi genelde üç şekilde yapılır. Bunlardan bir tanesi bütünüyle yer değiştirmedir. Bu işlemde ilk nesil yeni oluşturulan nesil ile tamamen yer değiştirilir. Bu yöntemin en önemli dezavantajı, nesil içerisinde yüksek uygunluk değerine sahip olan bireylerin, kendilerini bir sonraki nesle taşıyamadan kaybolma ihtimallerinin olmasıdır. Bütünüyle yer değiştirme yöntemi en eski üreme tekniklerinden biridir.

İkincisinde ise belirli sayıda veya oranda yavru üretilerek yeni oluşturulacak nesilde eski nesil ile birlikte yer almasıdır. Örneğin; eski nesildeki bireylerin %50' sinin yeni nesil içerisinde yer alması gibi. Yeri değiştirilecek eski nesildeki bireyler rastgele veya en kötü uygunluk değerine sahip olanlar arasından seçilebilir. Elitist model de yeni oluşturulacak nesle aktarılacak bireylerin seçilmesinde kullanılabilir. Elitist modelde nesildeki en yüksek uygunluk değerine sahip bireylerin sonraki nesilde yaşaması sağlanır; fakat nesil aralığı yöntemi bireylerin ebeveynlerinden daha yüksek uygunluk değerlerine sahip olmasını garanti etmez.

Üçüncüsü sabit durum seçimi özel bir ata seçme yöntemi değildir. Bu tip seçimin ana fikri, toplumun var olan kromozomlarının büyük bir kısmının yeni nesle aktarılmasıdır. Sabit durum seçimi şu şekilde çalışmaktadır. Her yeni nesilde yüksek uygunluk değerine sahip kromozomlar yeni yavruları oluşturmak için seçilir ve düşük uygunluk değerine sahip yavrular kaldırılarak yerlerine bu yeni oluşturulan yavrular koyulur. Toplumun geri kalan kısmı aynen yeni nesle aktarılır.



Üreme sırasında, çaprazlama ilk önce ortaya çıkar. Atalardan gelen genler yepyeni bir kromozom üretmek için bir araya gelirler. Bu yeni yaratılmış nesil daha sonra mutasyona uğrayabilir. Mutasyon gen elemanlarının değişmesidir. Bu değişimler genellikle atalardan gen kopyalanması sırasındaki hatalardan kaynaklanır. Bir organizmanın uygunluğu (fitness) organizmanın yaşamındaki başarısıyla (hayatta kalma) ölçülür.

### *Elitist strateji*

Elitist strateji (Elitizm) kullanılarak uygunluk değeri en iyi olan birey, en kötü birey ile yer değiştirerek yeni toplumun daha iyi bireylerden oluşması sağlanır. Böylece bir yandan en yüksek uygunluk değerine sahip bireyin bir sonraki kuşağa aktarılamama olasılığı ortadan kaldırılırken [Mendes ve ark., 2005], diğer yandan maksimum ya da ortalama uygunluk değerinde beklenen artışın optimum değere yansımaları söz konusu olacaktır [Chen ve Chen, 1997].

Tüm canlı popülasyonu bir kere oluştuğu zaman, her birinin uyumluluğunu ölçerek toplam uyumu bulabiliriz. Eğer toplam uyumluluk istenilen düzeyde değilse, popülasyon içinde en az uyum gösteren canlıların bir kısmı nesilleri tükenmek üzere seçilebilir. Bu olay elitist (seçkinci) doğal seleksiyon operatörü olarak adlandırılır [Davis, 1991].

Her jenerasyonda tam olarak kaç canlının temizleneceği büyük önem taşıyan bir sorudur. Popülasyondaki erken sonlanımın büyüklüğü seçim baskısı dediğimiz şeyi doğurur [Gen ve Cheng, 1997]. Örneğin doğal yaşamdaki veba, sel, kıtlık veya buz çağı gibi olaylar her bir durumda farklı yönlenecek oldukça yüksek seçim baskısının olduğu periyotlardır.

Alternatif olarak aşırı kalabalıklaştırma (overcrowding) stratejisi uygulanabilir. Genelde ilk genetik algoritmalarda popülasyonu sabit tutan bir yer değiştirme tekniği kullanılmıştır. Her jenerasyonda iki ata iki yavruyla değiştirilmiştir [Gen ve Cheng,

1997]. Yakın zamanda tek bir yavruyu ona en çok benzeyen atasıyla deęiřtiren “kalabalıklařtırma stratejisi” bulunmuřtur. Bu iřlemde yavru ve atasının gen gen karřılařtırmasıyla yapılır ve sonuca gre deęiřtirip deęiřtirmeme kararı verilir. Fakat bu iřlem hesaplama iřlemi aısından epey maliyetlidir [Gen ve Cheng, 1997]. Elitizm GA'nın performansında ciddi artıřa sebep olur nk bulunan en iyi zmn yok olmasını nler.

### aprazlama

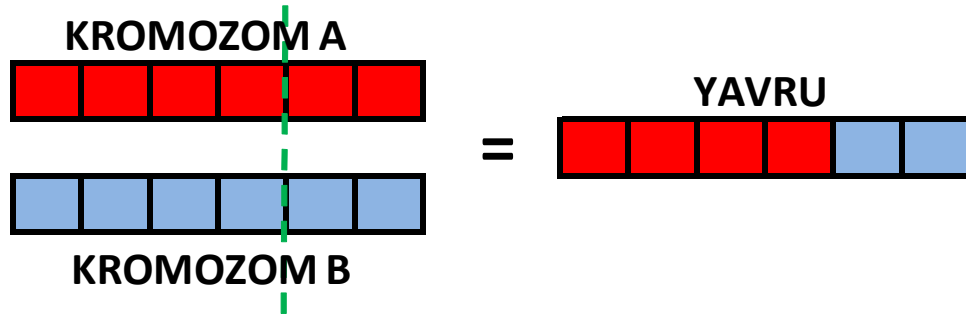
Atalar bir kere seildikten sonra, yavrulama (reme) dnemi bařlar. Kromozomdaki her bir gen iin anneden veya babadan gelen alelin seilmesiyle yeni bir canlı oluřur. Genlerin birleřtirilme iřlemi birden fazla yolla olabilir. Toplumda bulunan uyumlu kromozomlardan daha uyumlu bireyler elde etmek iin aprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) iřlemlerinin uygulanması gerekmektedir [Mori ve Tseng, 1997].

Problemin tipine gre kullanılması gereken drt farklı aprazlama operatr bulunmaktadır [Bolat ve ark., 2004]:

- Tek noktalı aprazlama
- İki noktalı aprazlama
- ok noktalı aprazlama
- Tekdze (Uniform) aprazlama
- Aritmetik aprazlama

#### *Tek Noktalı aprazlama:*

Tek bir kesme noktası seilir, ilk atanın kromozomundan kesme noktasına kadar bařtan itibaren alınır ve geri kalan kısım ikinci atanın kesme noktasından sonraki kısmıyla birleřtirilip yavrunun kromozomu oluřturulur.



Şekil 4.10. Tek noktalı çaprazlama

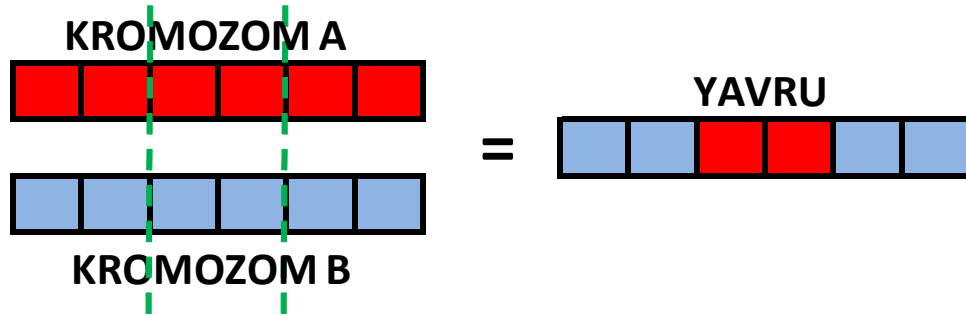
Birleşimin en basit yöntemi tek noktalı çaprazlamadır [Gen ve Cheng, 1997; Buckles ve Petry, 1997; Davis, 1991]. Bu işlemi herhangi bir gen gösterimine dönüştürmek mümkün olduğu halde, en iyi yolu genlerin ikili kodlanması şeklinde olanıdır [Davis, 1991].

Şekil 4.10’da görüldüğü gibi, çocuk kromozom tek noktalı çaprazlama ile üretilebilir. Çaprazlama noktası genlerin oluşturduğu katar içinde rastgele bir yerde seçilir. Çaprazlama noktasından önceki tüm genetik materyaller bir atadan (örneğin anne), nokta sonrasındaki tüm genetik maddeler ise diğer atadan (örneğin baba) gelir [Davis, 1991].

#### *İki Noktalı Çaprazlama:*

Çaprazlama işlemi birden fazla çaprazlama noktasıyla da gerçekleştirilebilir [Gen ve Cheng, 1997]. Aslında tüm noktalar istenildiği sürece çaprazlama noktası olarak seçilebilirler.

Bu işlemin uygulanmasında iki kesme noktası seçilir, kromozomun başından ilk kesme noktasına kadar olan ikili karakter dizisi ilk atadan, iki kesme noktası arasındaki kısım ikinci atadan ve ikinci kesme noktasından sonraki kısım tekrar ilk atadan alınarak yeni yavru oluşturulur.



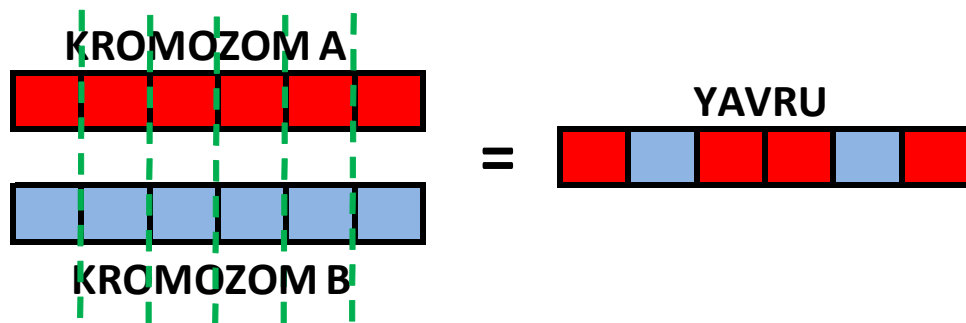
Şekil 4.11. İki noktalı çaprazlama

#### Çok Noktalı Çaprazlama:

Çok noktalı çaprazlama yöntemi ise, iki nokta çaprazlama mantığına dayanmaktadır ve daha fazla noktalardan dolayı kromozomlar daha fazla parçalara ayrılmaktadır. Parçalar, çiftler arasında karşılıklı değiştirilerek yeni kromozomlar elde edilmektedir. Bu çaprazlama yönteminde de çok sayıda yeni kromozom elde edilebilmektedir. Eğer parça sayısı  $n$  ise,  $n^2$  kadar yeni kromozom elde edilebilmektedir [Şen, 2004].

#### Tekdüze (Uniform) çaprazlama:

Genelde çok amaçlı sistemlerde kullanılır. Bu işlemde her bir genin iki atadan gelme olasılığı eşittir. Çaprazlama noktası her bir genden ya da herhangi bir genden sonra olabilir. Bitler atalardan rastgele olarak seçilip kopyalanır.



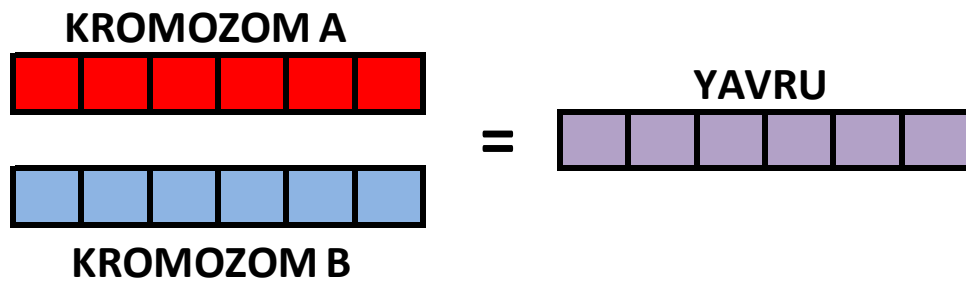
Şekil 4.12. Tekdüze çaprazlama

Başka bir yol olarak rastgele değişimi sağlamak amacıyla, kromozomların bit sayısına eşit uzunlukta çaprazlama maskesi kullanılmaktadır. Maske, ikili sayı sisteminde rastgele oluşturulan bir dizidir. Tekdüze çaprazlama, çaprazlama maskesinin ilgili geni yerine, birinci ve ikinci kromozoma karşılık gelen genlerin kopyalanması mantığına dayanmaktadır. Tekdüze çaprazlamada birinci kromozom, maskede 1 kodu görüldüğü yere, 1. kromozomda karşılık gelen gen kopyalanırken; 0 kodu görüldüğü yere ikinci kromozomdaki karşılığı kopyalanarak oluşturulmaktadır. İkinci kromozom da benzer şekilde oluşturulmaktadır. Bu kromozom için, maskedeki 1'lerin karşılığı ikinci kromozomdan, sıfırların karşılığına da birinci kromozomdaki karşılıkları taşıyarak oluşum sağlanmaktadır [Bolat ve ark., 2004].

Aynı şekilde maske yerine her bir gen anlık  $X_i \in [0,1]$  ( $i= 1,...,n$ ) olmak üzere ebeveynlerden birinden seçilebilir. Örneğin  $X_i < 0,5$  için ilk atadan,  $X_i > 0,5$  için ikinci atadan gelen gen seçilebilir.

*Aritmetik çaprazlama:*

Bazı aritmetik bit işlemleri atalar üzerinde uygulanarak yeni yavru oluşturulur.



Şekil 4.13. Aritmetik çaprazlama

Veya farklı kodlama şekilleri için farklı aritmetik yöntemler uygulanabilir.

$$YAVRU1 = a \cdot ATA1 + (1-a) \cdot ATA2 \quad (4.2)$$

$$YAVRU2 = (1-a) \cdot ATA1 + a \cdot ATA2 \quad (4.3)$$

Burada “a” kendi belirleyebileceğimiz bir ağırlık oranıdır.

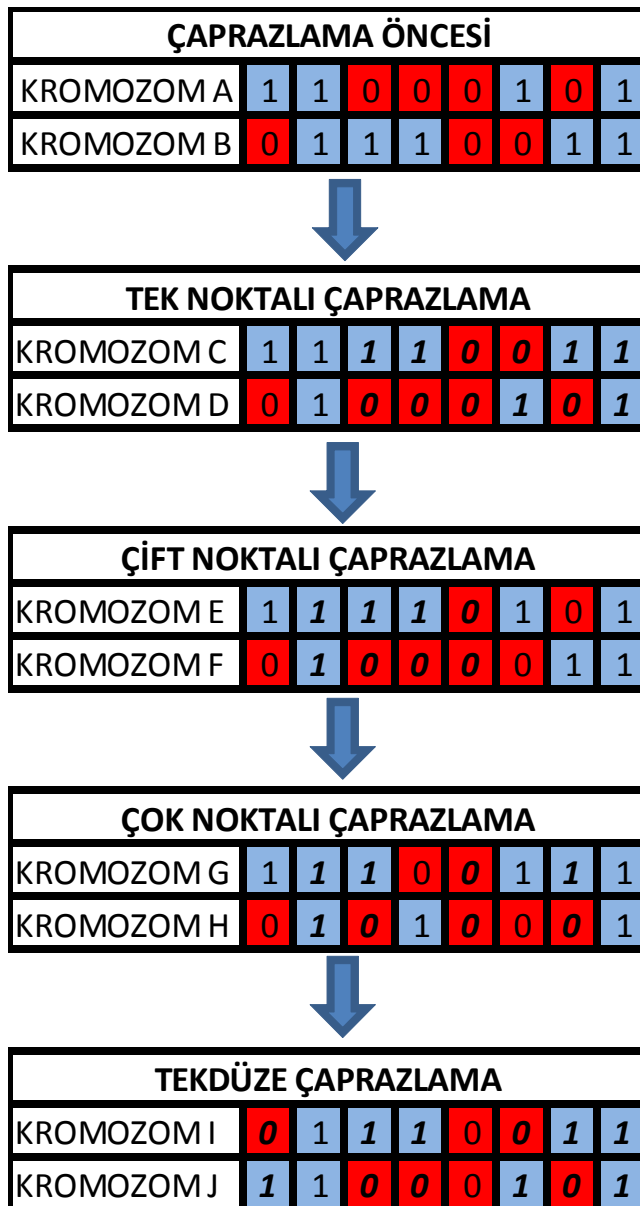
$$ATA1 = (0,5) (0,3) (0,2) (0,6)$$

$$ATA2 = (0,4) (0,1) (0,8) (0,6)$$

$$a = 0,7 \text{ için}$$

$$YAVRU1 = (0,7*0,5+0,3*0,4)(0,7*0,3+0,3*0,1) (0,7*0,2+0,3*0,8) (0,7*0,6+0,3*0,6)$$

$$YAVRU1 = (0,47) (0,24) (0,38) (0,6)$$



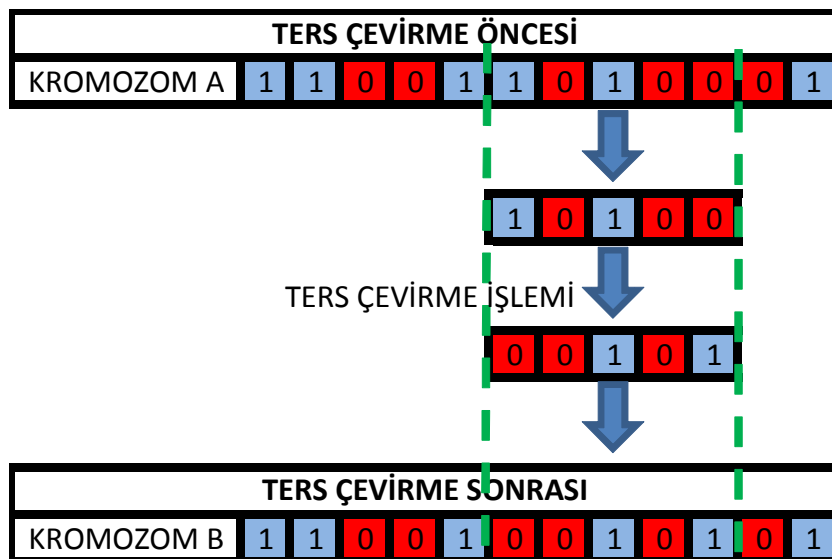
Şekil 4.14. Çaprazlama yöntemleri

## Mutasyon

Kromozomların başkalaştırılması ya da farklılaştırılması için kullanılan bir operatördür [Chan ve ark., 2005]. Çaprazlama işlemi ile elde edilemeyecek farklılıkları oluşturmak amacıyla yapılmaktadır. Böylece ebeveynlerden oluşan bireylerin, daha önceki bireyleri temsil etmesi önlenerek, sonuca daha hızlı bir şekilde erişme imkânı sağlanabilmektedir. Mutasyon, kromozomdaki genlerin değişimidir [Buckles ve Petry, 1992] ve problemin yapısına bağlı olarak aşağıdaki mutasyon operatörlerinden biri seçilebilir:

- Ters çevirme
- Yer değişikliği
- Ekleme
- Karşılıklı değişim

*Ters çevirme (inversiyon)* mutasyonunda, rastgele bir alt dizi seçilir ve alt dizideki genlerin sıraları tamamen ters çevrilerek bulunduğu yere yeniden yerleştirilmektedir. Holland'ın genetik algoritmalar üzerine bulgularının içinde, biyolojik üretim içinde seçim, yavrulama, çaprazlama, mutasyon dışında başka bir faktörden bahseder. Bu ters çevirme operatörüdür [Davis, 1991]. Kromozomun bir kısmının kromozomun geri kalanından ayrılıp, yönünü değiştirip, tekrar birleşmesiyle oluşur.



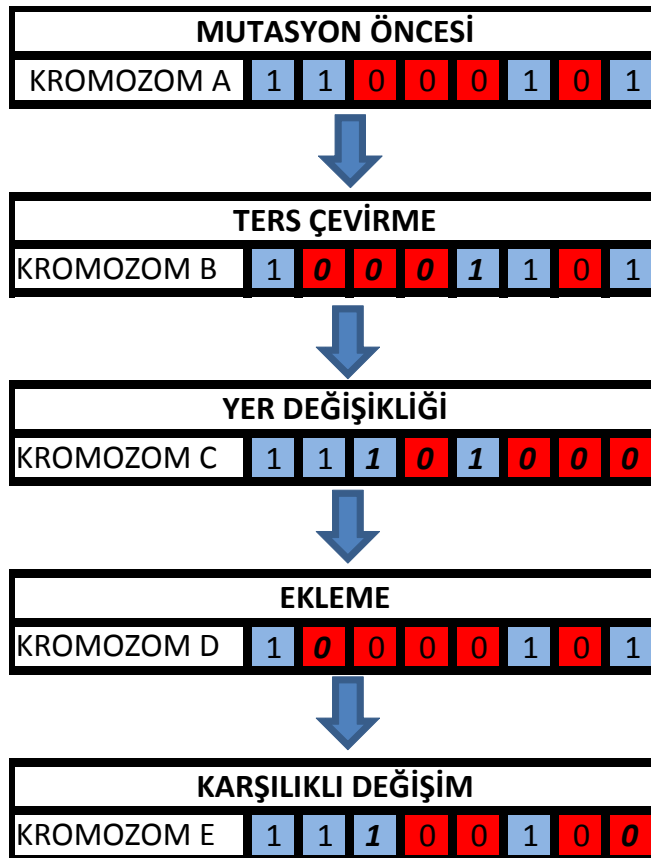
Şekil 4.15. Ters çevirme işlemi

Ters çevirme işleminin genetik algoritmalarda kullanılan diğer operatörlere göre kodlanması daha zordur. Bu yüzden ve genetik algoritmaların ters çevirme olmadan da evrilebilmesinden dolayı, genellikle kullanılmaz [Davis, 1991]. Fakat oldukça yüksek karmaşıklığa sahip genetik algoritmalarda ters çevirmenin çok önemli bir rol oynayacağı düşünülmektedir [Davis, 1991]. Gen ve Cheng (1997) genetik algoritmalarda mutasyonun diğerlerinin arasında ters çevirmenin tekniğinin satış elemanının yolcuğu probleminde kullanımından bahsetmiştir.

*Yer değişikliği* mutasyonunda, rastgele bir alt dizi seçilir ve rastgele bir yere yerleştirilmektedir.

*Karşılıklı değişim* mutasyonunda rastgele seçilen iki genin yerleri değiştirilmektedir.

*Eklemede* ise rastgele seçilen parça yine rastgele seçilen bir konuma yerleştirilir [Bolat ve ark., 2004].



Şekil 4.16. Mutasyon yöntemleri



Mutasyonun amacı yeni, farklı alelleri popülasyona sokmaktır. Küçük, yerel popülasyondan kaçıp, çok boyutlu çözüm uzayında yeni bölgeler keşfetmek için bu oldukça işe yarar [Gen ve Cheng, 1997]. Eğer mutasyon sıklığı çok yüksekse, bu iyi genlerin kaybolmasına ve çözüm uzayında yüksek uyumlu bölgelerin azalmasına yol açar. Bazı sistemler hiçbir şekilde mutasyon kullanmazlar. Bunun yerine başlangıç aşamasında çeşitli, rastgele popülasyonlar yaratılarak, etkili olacak şekilde kombinasyona girecek yeterli miktarda genin oluşmasını sağlarlar.

Bir kere bir gen mutasyon için seçilmişse, bu mutasyon çok farklı şekillerde meydana gelebilir [Davis, 1991]. Bu olay genetik algoritmanın nasıl çözüldüğüyle (kodlanma) alakalıdır. İkili katar gösterimi durumunda, bir genin mutasyonu basitçe değerinin tersi olur, 1 iken 0 ya da 0 iken 1. Bu doğada ultra-viyole ışınlarının genler üzerine etkisine benzer [Gen ve Cheng, 1997]. Kanserin birçok formuna neden olan ışınlarla karşı gelişen bu genetik duyarlılık, aynı zamanda büyük sorunun çözüm uzayını ararken gezegende yaşamın devam etmesini sağlar.

İkili olmayan gen gösterimi durumlarında, mutasyonun çok daha karmaşık yöntemler ile uygulanması gerekir. Tamsayı veya reel sayı gösterimleri için, sık kullanılan yöntem, sıfır ortalamalı Gauss sayılarının orijinal sayıya eklemektir. Daha karmaşık data tiplerinde, olası değerlerin kütüphanesinden bir değer rastgele seçilir. Her durumda da gerekli olan şey, mutasyon yönteminin popülasyon içindeki olası genlerin görünümünü değiştirmeye yeterli olmasıdır [Davis, 1991].

Mutasyon tekniği (çaprazlama tekniği de) kromozomların kodlamasına çoğunlukla bağlıdır. Örneğin permütasyon şeklinde kodlamada mutasyon rastgele seçilen iki genin yer değiştirmesi olarak gerçekleştirilir.

#### Lamarckçı operatörler

Genetik algoritmaların performansını optimize edebilmek için, birçok uygulama kromozomlara başka teknikler de uygulamaktadır. Örneğin, bir kromozom üretildikten sonra, yerel tepe tırmanışı tekniği veya kromozomların uyumluluğunu

artırmak için açgözlü (greedy) algoritmalar evrimden önce uygulanabilir. Bu Gen ve Cheng'in (1997) öne sürdüğü Lamarkçı evrimdir. Buna kazanılan özelliklerin yeni kuşaklara aktarılacağını savunan Lamark'ın adaptasyon teorisine benzerliğinden bu isim verilmiştir.

### Mem algoritmaları

Genetik algoritmalarda bilginin en küçük birimi genlerdir ve bu genler nesilden nesle aktarılır. Mem algoritmalarında ise bilginin en küçük birimi memlerdir ve her bir canlı bunu ilk aldığından yorumlar ve değiştirir [Burke ve Newall, 1999]. Bu bir bilginin bir insandan diğerine aktarılırken her bir insanın bu bilgiyi düşünüp yorumlamasına benzerlik gösterir [Gen ve Cheng, 1997]. Bu toplam çözüm uzayını küçültür, böylece az kuşakta yeterli aramaya olanak sağlar [Gen ve Cheng, 1997]. Lamarkçı operatörler mem konusuyla birlikte uygulandığı zaman, sadece yerel optimizasyonu hesaba katarak büyük arama havuzunu çok etkili bir biçimde daha küçük yaparlar. Bu da çözümü optimize etmek için gereken kuşak sayısını azaltır. Ama aynı zamanda her bir basamakta harcanan zamanı da artırabilir [Burke ve Newall, 1999].

### Tamir stratejileri

Genlerin bazı gösterimleri arama uzayının dışındaki kuşaklara neden olabilir. Derslerin zaman çizelgesini üreten bir sistem de ata olarak seçilen iki zaman çizelgesi her sınıftan sadece bir örneğe sahip olabilir. Fakat eğer bu atalar aynı değilse, onların çaprazlaması sonucunda üretilen çocuğun aynı sınıflara ait birden fazla kaydı olabilir. Böyle bir zaman çizelgesi problemin arama uzayının dışında olabilir. Bu durumda tamir stratejisi kullanılarak kromozom arama uzayının içinde tekrar gösterilir. Bu örnek üzerinden gidersek, tamir stratejisi çocuğun genlerini öyle bir değiştirir ki, her haftalık sınıfta kesinlikle bir kaydı olur. Başka bir şemada problemin arama (çözüm) uzayının dışında kalan kromozomları anında reddeder. Diğer bir yolla, birden fazla kayıtlı zaman çizelgeleri büyük problemlere yol açabilir. Bu bir cezalandırma stratejisi olarak adlandırılır ve çok daha büyük bir çözüm

uzayında arama gerektirir. Gen ve Cheng (1997) tamir stratejisinin cezalandırma ve reddetme stratejilerine göre daha uyumlu olduğunu belirtmişlerdir. Canlının doğumundaki son aşama, canlının uyumluluğunun belirlenmesidir. Bu işlem başlangıç aşamasında yapılanla aynı şekilde gerçekleştirilir [Davis, 1991]. İşlemin her yeniden yapılışı bir kuşağa karşılık gelir. Bu işlem ya önceden sayısı belirlenmiş bir kuşağa ulaşıldığında [Goldberg, 1989] ya da yeterli uyuma sahip bir popülasyona, en azından yeterli uyuma sahip bir canlıya ulaşıldığında durur.

#### 4.2.3. Genetik algoritmanın parametreleri

##### Çaprazlama oranı

Çaprazlama işlemi, toplumda bulunan kromozomların belirli bir oranına uygulanmaktadır. Çaprazlama oranı olarak adlandırılan bu oran, algoritmanın başında ya da her yeni toplumu oluşturmadan önce belirlenmektedir. Böylece seçilen ebeveyn kromozomlar, çaprazlama oranı ölçüsünde yeni bireyler oluşturmak üzere çaprazlanırlar [Paksoy, 2007].

Çaprazlama oranının yüksek olması, toplumda değişime uğrayan kromozom sayısının fazla olacağını diğer bir deyişle, yeni kromozom sayısının artacağını göstermektedir [Kahvecioğlu, 2004]. Gereğinden yüksek olarak belirlendiği durumda, mevcut toplumda bulunan iyi kromozomların bir sonraki topluma taşınamama riskini doğurabilir.

Yüksek çaprazlama oranı, çözüm uzayını hızlı bir şekilde aramayı sağlarken diğer yandan da iyi sonuçlar verecek kromozomların atlanmasını ya da GA'nın performansının düşmesine neden olabilecektir [Nearchou, 1998]. Çaprazlama oranının düşük olarak belirlenmesi halinde ise, değişime uğrayacak kromozom sayısı azalacak ve dolayısıyla algoritma yavaşlayarak sonuca geç ulaşılacaktır.

Bu parametre çaprazlamanın ne kadar sıklıkla yapılacağını belirtir. Eğer herhangi bir çaprazlama yoksa yavrular ataların aynısı olacaktır. Eğer bir çaprazlama yapılırsa

yavrular ataların parçalarından oluşur. Eğer çaprazlama olasılığı %100 ise yavrular tamamen çaprazlama ile yapılır. Eğer %0 ise yavrular ataların kromozomlarının aynısına sahip olurlar. Bu yeni toplumun aynı olduğu anlamına gelmez.

Çaprazlama, yeni kromozomların eski kromozomların iyi parçalarını alıp daha iyi olacakları düşüncesiyle yapılır, ancak eski toplumun bazı parçalarının bir sonraki nesle aktarılması da iyidir.

### Mutasyon oranı

Çaprazlamadan sonra çocuğun doğmasından önce, çocuğun mutasyona uğrama ihtimali vardır. Bu olasılığa mutasyon oranı denir. Genelde oldukça düşüktür [Davis, 1991]. Kromozom parçalarının ne kadar sıklıkla mutasyon geçireceğini belirtir. Eğer mutasyon yoksa yavrular çaprazlamadan hemen sonra değiştirilmeden üretilir veya doğrudan kopyalanır. Eğer mutasyon varsa, yavruların kromozomlarının bir veya daha fazla parçası değişir. Eğer mutasyon olasılığı %100 ise tüm kromozom değişecektir. %0 ise hiçbir şey değişmez. Mutasyon genellikle GA'nın yerel aşırılıklara düşmesini engeller. Mutasyonlar çok sık oluşmamalıdır, çünkü GA rastgele aramaya dönüşebilir.

$P_m$  mutasyon oranı ve  $\ell$  kromozom uzunluğu olmak üzere, aşağıda verilen formül sonucu olan “tamsayı” değeri;  $\ell \cdot P_m \approx$  tamsayı bir kromozom içinde sol baştan hangi karakterde mutasyon yapılacağına karar vermek amacıyla kullanılmaktadır [Şen, 2004].

Mutasyon oranı ( $P_m$ ), algoritmanın başında ya da her jenerasyon başında belirlenmektedir. Bir toplumda yaklaşık olarak ( $P_m \cdot N \cdot \ell$ ) adet karakterde mutasyon meydana gelmektedir. Burada,  $N$  toplum büyüklüğü ve  $\ell$  kromozom uzunluğudur. GA'nın tamamen rastgele olmasından kaçınmak için mutasyon oranını çok yüksek seçilmemesi gerekir. Mutasyon oranını çok yüksek seçilmesi, arama işleminde aşırı rastgeleliğe sebep olurken, çözüm uzayının da aşırı farklılaşma riskini artıracaktır. Benzer şekilde düşük oran ise düşük farklılaşma ve yerel optimuma yakın çözümler

üretilmesine neden olacaktır [Nearchou, 1998]. Birçok araştırmacı, uygun  $P_m$  oranının  $1/N \leq P_m$  ve  $P_m \leq 1/\ell$  olmasını önermektedir [Yeo ve Agyei, 1998].

Mutasyon ile değişime maruz kalan bir gende (değişkende),  $\lambda$  gen uzunluğu olmak üzere, beklenen değişim;  $E(G)$ ,

$$E(G) = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} \frac{1}{2^i} \quad (4.4)$$

formülü ile hesaplanmaktadır ve değişken değerinde çok fazla bir değişime neden olmamaktadır. Örneğin gen uzunluğu  $\lambda=4$  bit ise  $E(G)=1/4(0,5+0,25+0,125+0,0625)=0,23563$  kadar bir değişim beklenmektedir. Böylece mutasyon ile çözüm uzayı dışındaki farklı noktalara sıçrayarak, algoritmanın daha ayrıntılı araştırma yapmasına olanak tanınmaktadır. Pratik çalışmalarda, algoritmanın tamamen rastgele olmasını engellemek amacıyla mutasyon oranı,  $P_m$  değerinin 0,01 ile 0,001 arasında alındığı görülmektedir [Şen, 2004].

#### Popülasyon büyüklüğü

Popülasyonun büyüklüğü seçilirken iki noktaya dikkat edilmelidir:

- Birey sayısının düşük tutulması, araştırma uzayını daraltacağından algoritmanın lokal optimuma takılmasına neden olabilir,
- Birey sayısının çok fazla olması ise algoritmanın ilerleyişini yavaşlatabilir.

#### **4.2.4. Genetik algoritmanın sonlandırılması**

GA'nın bulanık olan yanlarından biri sonlandırma aşamasıdır. Bir GA'nın kaç kez yinelandığı, yani nesil sayısının ne olacağı konusunda kesin bir yaklaşım mevcut bulunmamaktadır [Mitchell ve Taylor, 1999]. GA'da bulunan evrim sürecinden dolayı, kesin çözüm elde edilip edilemediği bilinmemektedir. Ancak en iyi çözüme devamlı bir şekilde yaklaşıldığı bilinmektedir [Uçaner ve Özdemir, 2002]. Daha iyi olarak seçilen bu toplumdaki çözüm kümesinin daha iyi sonuçlar üretmesi Darwin'in evrim sürecini yansıtmaktadır. Bu süreç, istenen çözüm sağlanıncaya kadar ya da istenilen yineleme (iterasyon, jenerasyon) sayısı tamamlana kadar devam etmektedir.

Yaygın olarak kullanılan sonlandırma kriteri olan jenerasyon sayısı, problemin yapısı ve çözüm uzayının büyüklüğü olmak üzere iki faktöre bağlı olarak belirlenmektedir [Chan ve ark., 2005].

GA'nın sonlandırılması konusunda diğer bir yaklaşımda, jenerasyonlarda elde edilen sonuçlar arasında bir fark kalmadığında ya da önceden belirlenen bir değere yakınsadığında sonlandırılmasıdır [Haupt ve Haupt, 2004; Kahvecioğlu, 2004]. Jenerasyonlar arasında bir fark kalmadığı durumu ise; kromozomların uygunluk değerlerinin birbirinden farklı olmaması (tüm  $i$  ve  $j$ 'ler için,  $f_i = f_j$  ise) şeklinde ifade edilmektedir [Buckles ve Petry, 1992]. Bu durumda, artık oluşturulan yeni toplumlarda bir değişim olmadığı, dolayısıyla uygunluk değerlerinin bir önceki toplumla aynı olduğu anlamına gelmektedir.

Önceden belirlenen bir değere yakınsadığında sonlandırılması durumu ise çoğunlukla pratikte uygun olmayan bir durumdur. Ancak test amacıyla, çözümü önceden bilinen problemlerde kullanılabilir.

GA'yı sonlandırmak amacıyla kullanılabilecek bazı yöntemler;

- Seçilen en iyi kromozom, bilinen en iyi çözüme ulaştığında,
- Jenerasyonlarda tekrarlı bir şekilde, en iyi kromozom aynı olduğunda,
- Belirlenen istatistiksel değerlere erişildiğinde (toplum maliyet ortalaması, standart sapması),
- Belirlenen jenerasyon sayısına ulaşıldığında,
- Jenerasyon sonuçları açısından bir gelişme olmadığında,
- Optimuma yakın bir değere erişildiğinde şeklinde olmaktadır [Haupt ve Haupt, 2004 ].

Bunların dışında GA'nın karar değişkenleri çözüm uzayında gezintisi sırasında, amaç fonksiyonunda değişik değerleri gözden geçişi sınırlandırmak amacıyla, farklı kriterler önerilmektedir. Kullanılan diğer sonlandırma kriterleri yeni toplumlar için

oluşturulan yavru (offspring) sayısı [Wang ve Lu, 2002] ve algoritmanın çalışma süresidir [Naphade ve ark., 1997].

#### 4.2.5. Genetik algoritmanın aşamaları ve akış şeması

En basit haliyle GA aşağıda belirtilen ana süreçlerden oluşur [Mitchell ve Taylor, 1999]:

1. *Toplum oluşturulması:* Verilen karmaşık problemlerin aday çözümlerinden (kromozom) oluşan bir toplum oluşturulmasıdır.
2. *Uygunluk değerlendirmesi:* Toplumdaki her bir kromozoma sayısal bir değer atayan uygunluk fonksiyonu, kromozom kalitesini, aday çözüm olup olmayacağı şeklinde ölçer.
3. *Yeni toplum oluşturulması:* Yeni toplum oluşturulması için genetik operatörlerin toplumdaki kromozomlara uygulanmasıdır. Bu operatörler; seçim, çaprazlama ve mutasyondur.

Tipik bir GA aşamaları ise aşağıdaki gibidir [Mitchell ve Taylor, 1999]:

- 1.*Başlangıç:* N kromozomdan oluşan başlangıç toplumunun rastgele oluşturulması.
- 2.*Uygunluk:* Toplumdaki her bir kromozoma ait  $f_i$  uygunluk değerinin hesaplanması.
- 3.*Yeni Toplum:* Yeni toplum oluşuncaya kadar (n-birey oluşuncaya kadar) aşağıdaki adımları izleyerek çözümlerin yapısının genetik işlemlerle değiştirilmesi gerekmektedir.

i) *Seçim:* Bir ebeveyn çiftinin mevcut toplumdan seçimidir. Seçilme olasılığı, uygunluk fonksiyonuna bağlı olarak artar ya da azalır.

ii) *Çaprazlama:* Yeni bir bireyi oluşturmak için, bir ebeveynin bir çaprazlama olasılığı ile çaprazlanması. Eğer çaprazlanma olmazsa, yeni ürün anne ya da babanın bir kopyası olacaktır.

iii) *Mutasyon:* Yeni ürünün mutasyon olasılığına göre kromozom içindeki konumu değiştirilir ve bu yeni ürün, yeni topluma dahil edilir. Örnek olarak ikili

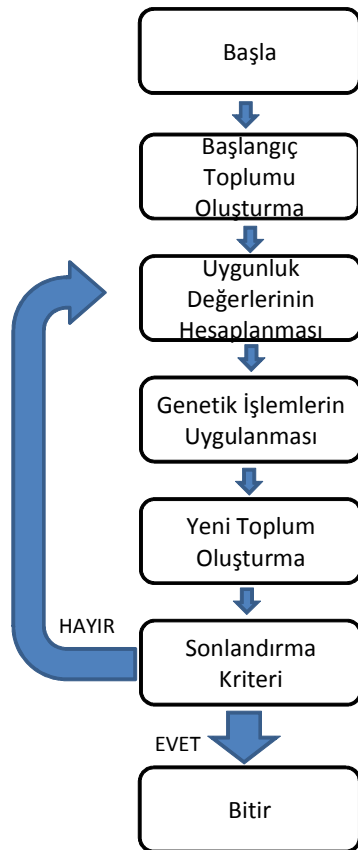
sayı sisteminde kodlanan kromozomda mutasyon, mevcut 0 değerini 1 olarak değiştirmek demektir.

4.*Değişim*: Mevcut toplumun, oluşturulan yeni toplum ile değiştirilmesi.

5.*Döngü*: 2. Adıma gidilmesi.

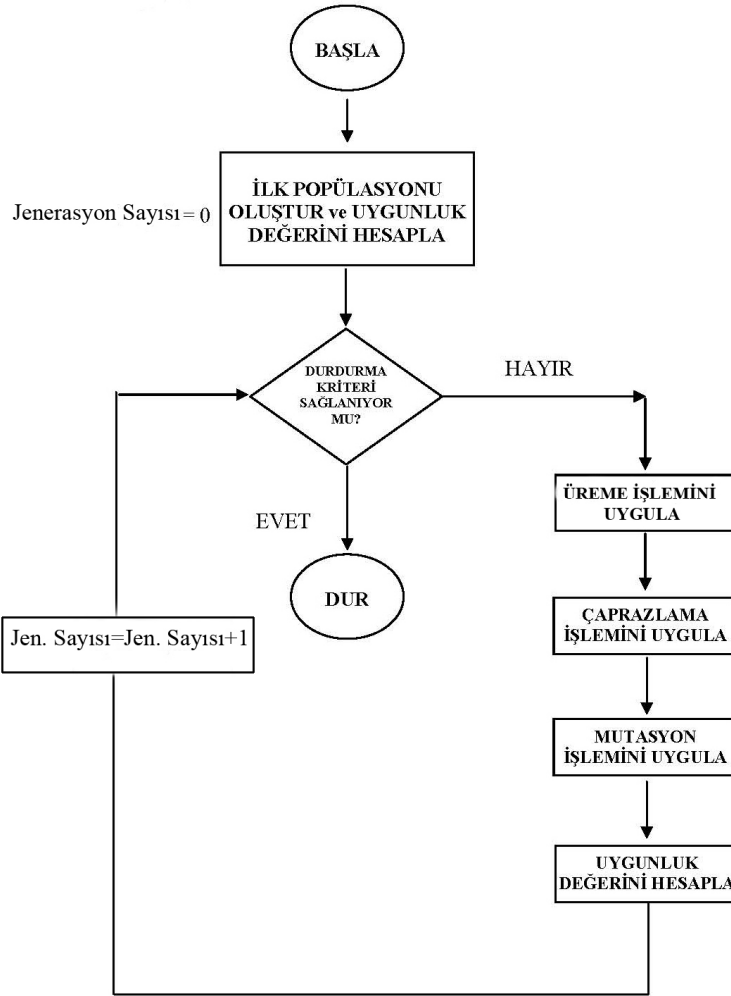
Yukarıda da görüldüğü gibi, genetik algoritmanın akışı oldukça kolaydır. Birçok parametre ve ayar farklı problemler için farklı şekillerde gerçekleştirme için vardır. Sorulması sorulan ilk soru kromozomun nasıl kodlanacağıdır. Daha sonra çaprazlama ve mutasyon, GA'nın iki basit işlemi adreslenecektir.

Bir sonraki soru çaprazlama için ataların nasıl seçileceğidir. Bu farklı birçok yolla yapılabilir, ancak ana fikir daha iyi ataların daha iyi yavrular üreteceği düşüncesiyle seçilmesidir. Bu şekilde en iyi çözümün kaybedilmemesi için seçkinlik, en iyi çözümün değiştirilmeden yeni nesle aktarılması, böylece en iyi çözümün yaşatılması uygulanabilir.



Şekil 4.17. Klasik GA şeması





Şekil 4.18. GA akış diyagramı

#### 4.2.6. Genetik algoritmaların uygulanması

Kombinatorial optimizasyonun birçok metodunun aksine, genetik algoritmalar başlangıçta bir matematik modele bağlı değillerdi. Bu anlamda, onlar pratik konulara eğilmeden önce, zamanlarının bir kısmını ünlü matematik problemlerinde (gezgin satıcı veya çok kollu jetonlu makine problemi ) kendilerini göstermek için harcadılar [Davis, 1991].

1989’da David E. Goldberg “Makine öğrenimi, optimizasyon ve aramada genetik algoritmalar (Genetic algorithms in search, optimisation and machine learning)”ı

yayınlama döneminde, bu alan gerçek dünyanın problemlerine uygulanabilmeye ve kariyerinin en parlak dönemine başlamıştı [Davis, 1991].

Bazı fonksiyonları minimize ya da maksimize etmek isteyen bütün problemler genetik algoritmalara yönelebilir [Davis, 1991]. Özellikle bu fonksiyonlar birçok büyük değişkene bağlıysa, geleneksel metotlar gözden düşüp, evrimsel metotlar çekici gelmeye başlar.

Spesifik olarak önemli genetik algoritma uygulamaları arasında, şebeke optimizasyon problemleri çözümü [Andersson ve Simpson, 1996], ulaşım problemlerinin çözümü [Gen ve Cheng, 1997], DNA'nın şekilli analizleri [Davis, 1991], resim işleme ve makine öğrenimi ve tabii ki, zaman çizelgesi problemleri var [Buckles ve Petry, 1992].

Genetik algoritmalar kendi doğalarından dolayı kolayca paralel sistemlere çevrilebilir [Davis, 1991]. Her bir canlı belli bir derecede birbirlerine bağlı ya da onlardan ayrılmış durumdadır. Doğum ve ölüm anında, toplum (ya da toplumun bir kısmı) ile canlı arasında bir etkileşim olmalıdır. Yok olanı (ya da doğacak olanı) seçen turnuva seçilimi paralel sistemler üzerinde en etkili çalışacak metotlardan biridir. Bu durumda, herhangi bir makinenin tüm popülasyonun ortalama uyumluluğunu bilmesine gerek yoktur ve sadece turnuvaya seçilen kromozomlarla kısaca iletişim kurması yeterlidir. Genetik algoritmaların paralel yapılara uygulanmasının onların performansında çok büyük bir artışa sebep olduğu görülmüş ve bu da beraberinde büyük karları getirdi [Davis, 1991; Buckles ve Petry, 1997].

Genetik algoritmalar doğal yaşamdaki evrimle olan yakın benzetimini azaltarak geliştiriyor. Bunun yerine sadece çalışmasına yetecek kadar evrimin özünü kullanıyor. Örneğin, data yapılarını ikili sayılara çevirmek en sık kullanılan genetik materyal gösterimidir fakat modern genetik algoritmalarda, kromozomlar nadiren bu şekilde kodlanmış haldedir [Davis, 1991].

Konu ile ilgili literatürde sıkça karşılaşılan basit örneklerden biri " Eş. 4.5"'te verilen fonksiyonun global en küçük değerli noktasının bulunmasıdır.

$$f(x) = \begin{cases} x^2, & x \leq 1 \\ (x-3)^2, & x > 1 \end{cases} \quad (4.5)$$

Söz konusu fonksiyonun en küçük değeri  $f(3) = -3$  tür. Problemin çözümünde popülasyon büyüklüğü problemin işleyişini göstermek amacıyla beş gibi düşük bir düzeyde tutulmuştur. Popülasyonu oluşturan her bir birey bir  $x$  değerini temsil etmektedir. Böylece  $x$ 'in her bir değeri ikili kodlama kullanılarak temsil edilecek, fenotipi onluk sisteme çevrilerek elde edilebilecektir. Dolayısıyla  $x$ 'in tamsayı değerleri arasında arama yapılacaktır. Kromozomlar altı adet genden oluşacak, sağdan ilk beş gen ikilik düzendeki sayısal değerini, altıncı gen ise işareti belirleyecektir. Bu genin 0 olması sayının pozitif, 1 olması ise negatif olması anlamına gelecektir. Örneğin "100111" şeklinde kodlanmış bir kromozom "-7" anlamına gelecektir. Bir bireyin çaprazlama olasılığının, başka bir ifade ile genlerini sonraki nesle aktarma olasılığının sahip olduğu uygunluk değeri ile doğrudan ilişkili olduğuna daha önce değinmiştik. Bu sebeple uygunluk değeri daha yüksek olan birey daha fazla çaprazlama yapmalıdır. Uygunluk değeri böyle bir problem için amaç fonksiyonuna dayanmalıdır. Fakat söz konusu problem bir minimizasyon problemi olduğu için amaç fonksiyonu ne kadar düşük ise uygunluk değeri o kadar yüksek olmalıdır. Uygunluk değeri amaç fonksiyonu ile ters orantılı olarak belirlenmelidir. Buna göre  $t$  döngüsündeki  $x^t$  vektörü bireylerin fenotiplerine karşılık gelecek olursa  $u(x^t)$  uygunluk değeri aşağıdaki gibi belirlenir.

$$\partial = \max\{-1 \times \min[f(x_1^t), \dots, f(x_N^t)] + 1, 0\} \quad (4.6)$$

$$u(x_i^t) = \frac{1}{\partial + f(x_i^t)}, i = 1, \dots, N \quad (4.7)$$

$\partial$  değişkeni sayesinde uygunluk değeri asla negatif olmayacak ve sıfıra bölme hatası ile karşılaşılmayacaktır. Böylece bireyin çaprazlama için seçilme olasılığı

$$p_i^t = \frac{u(x_i^t)}{\sum_{j=1}^N u(x_j^t)} \quad (4.8)$$

olarak hesaplanır. Çaprazlama olasılığı  $P_c=1$ , mutasyon olasılığı  $P_m=0$  seçilerek, rastlantısal olarak oluşturulmuş başlangıç popülasyonu ve tekdüze çaprazlama ile yapılmış uygulama aşağıdaki gibi olur.

Çizelge 4.3. Minimizasyon uygulaması

| t=0 Başlangıç Popülasyonu |  |  |          |   |   |   |   |   |     |      |      |      |
|---------------------------|--|--|----------|---|---|---|---|---|-----|------|------|------|
| No                        |  |  | Kromozom |   |   |   |   |   | x   | f(x) | u(x) | p    |
| 1                         |  |  | 0        | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 12  | 78   | 0,01 | 0,38 |
| 2                         |  |  | 0        | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 29  | 673  | 0,00 | 0,04 |
| 3                         |  |  | 1        | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | -9  | 81   | 0,01 | 0,37 |
| 4                         |  |  | 0        | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 18  | 222  | 0,00 | 0,13 |
| 5                         |  |  | 1        | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | -21 | 441  | 0,00 | 0,07 |
| TOPLAM:                   |  |  |          |   |   |   |   |   |     | 1495 | 0,03 |      |
| ORTALAMA:                 |  |  |          |   |   |   |   |   |     | 299  |      |      |

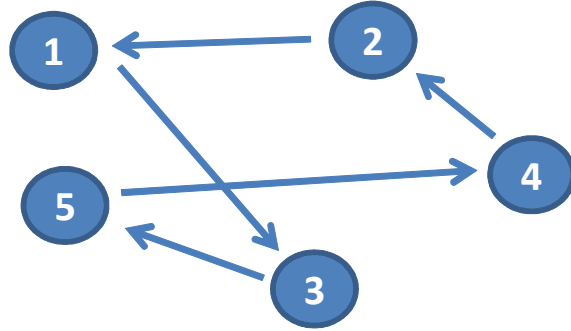
| t=1 Popülasyonu |    |    |          |   |   |   |   |   |    |      |      |      |
|-----------------|----|----|----------|---|---|---|---|---|----|------|------|------|
| No              | E1 | E2 | Kromozom |   |   |   |   |   | x  | f(x) | u(x) | p    |
| 1               | 1  | 3  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8  | 22   | 0,05 | 0,31 |
| 2               | 1  | 2  | 0        | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 13 | 97   | 0,01 | 0,07 |
| 3               | 1  | 3  | 1        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | -8 | 64   | 0,02 | 0,11 |
| 4               | 3  | 2  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 9  | 33   | 0,03 | 0,21 |
| 5               | 3  | 4  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8  | 22   | 0,05 | 0,31 |
| TOPLAM:         |    |    |          |   |   |   |   |   |    | 238  | 0,15 |      |
| ORTALAMA:       |    |    |          |   |   |   |   |   |    | 47,6 |      |      |

| t=2 Popülasyonu |    |    |          |   |   |   |   |   |   |      |      |      |
|-----------------|----|----|----------|---|---|---|---|---|---|------|------|------|
| No              | E1 | E2 | Kromozom |   |   |   |   |   | x | f(x) | u(x) | p    |
| 1               | 1  | 5  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 22   | 0,05 | 0,20 |
| 2               | 1  | 4  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 22   | 0,05 | 0,20 |
| 3               | 5  | 3  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 22   | 0,05 | 0,20 |
| 4               | 5  | 4  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 22   | 0,05 | 0,20 |
| 5               | 1  | 3  | 0        | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8 | 22   | 0,05 | 0,20 |
| TOPLAM:         |    |    |          |   |   |   |   |   |   | 110  | 0,23 |      |
| ORTALAMA:       |    |    |          |   |   |   |   |   |   | 22   |      |      |

Çizelge 4.3'te görülebileceği gibi çaprazlamaya seçilme olasılığı yüksek çıkan bireylerin seçilerek, tekdüze çaprazlama yoluyla çaprazlanması sonucunda her jenerasyonda ortalama biraz daha düşmüş ve sonuca yaklaşılmıştır. Burada dikkat edilmesi gereken bir nokta mutasyon olasılığı sıfır seçildiği için  $t = 3$ . popülasyonda

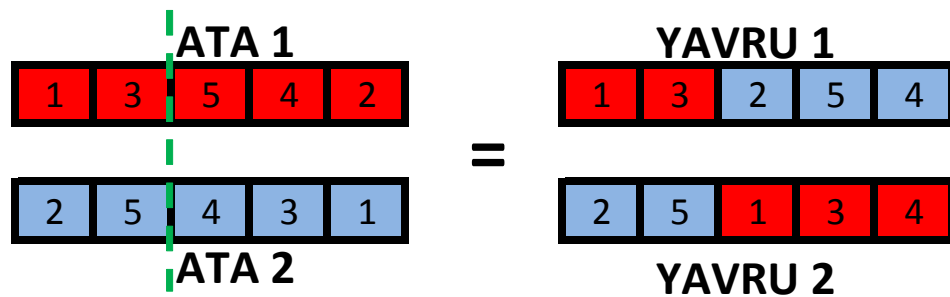
sağdan dördüncü gen 1 değerini almış ve çaprazlama ile değişimi mümkün olmamıştır. Eğer mutasyon imkanı olsaydı, bu gen mutasyon ile 0 değerini alıp minimum değere daha fazla yaklaşılması sağlanabilirdi.

Bir diğer örnek ise gezgin satıcı probleminin çözümü olabilir. GSP'de amaç mevcut şehirlerin hepsini gezerek en küçük toplam mesafeli turu bulmaktır. Böyle bir problemde çözüm gezilecek şehirlerin sırasını ifade eden bir vektör ile temsil edilir. Örneğin böyle bir problem için başlangıç çözümü  $x_1^0 = \{1,3,5,4,2\}$  olabilir. Kromozomların her biri bir çözüm turunu temsil eder ve aşağıdaki şekilde başlangıç çözümü için çözüm turu gösterilmiştir.



Şekil 4.19.  $x_1$  için çözüm turu

Böylece  $f(x_1^t)$  şehirler arasındaki öklid uzaklıklarının toplamı olacaktır. En küçük uzaklık seçileceği için yine önceki problemdeki gibi uygunluk değeri toplam uzaklık ile ters orantılı olmalıdır. Kromozomlar sıralı olarak belirtildiği için  $x_1^0 = \{1,3,5,4,2\}$  ilk ata,  $x_2^0 = \{2,5,4,3,1\}$  ikinci ata olarak seçilirse yavru 1 ve yavru 2 aşağıdaki gibi oluşturulur.



Şekil 4.20. Sıralı kromozomlar için çaprazlama

Yeni popülasyona çözüm turu en kısa olan yavru veya yavrular aktarılır.

#### **4.2.7. Genetik algoritmanın performansının optimize edilmesi**

“Kullanılacak algoritmayı ayarlamak ikinci seviyede bir optimizasyon problemi daha sunmaktadır” [Grefenstette, 1986].

Hangi kodlama olursa olsun, evrimsel sürecin etkinliğini ve verimliliğini etkileyen birçok değişken olduğu görülebilir. Bu değişkenler arasında, mutasyon oranı, seçim, çaprazlama oranı sayılabilir. Daha karmaşık kodlamalarda, bu değişkenlerden daha fazlası vardır ve bu değişkenlerin her biri için, bize çalışan bir genetik algoritma verebilecek birçok değerler kümesi vardır. Fakat bu değerlerin farklı zamanlardaki çeşitli birleşimleri bize daha iyi bir performans sağlayacaktır [Grefenstette, 1986]. Bu değişkenler için optimum değerleri belirlemekte kullanılan birçok teknik vardır. Genetik algoritmaların kendileri de bu metotlardan biridir. Teorik olarak bir genetik algoritma bir diğerini, o da bir diğerini yönetebilir ve bu sonsuza kadar gidebilir.

## 5. GENETİK ALGORİTMA İLE DERS ÇİZELGELEME UYGULAMASI

Önceki bölümlerde değinildiği gibi ders çizelgeleme problemi NP-zor bir problemdir. Problem daha basit durumlar için sezgisel yöntemler kullanılarak çözümlenebilir. Daha karmaşık girdiler ve gerekler için ise iyi veya optimal bir çözümün bulunması çok zor veya bazı durumlarda imkansız olabilir. Bu tip durumlarda genetik algoritmaların kullanılması uygundur.

Ders çizelgeleme yaparken birçok girdiyi göz önünde bulundurmak zorunludur. Bunların başında öğretim elemanları, öğrenciler, dersler, sınıflar ve sınıf kapasitesi gelir. Çizelgenin uygulanabilmesi için zorunlu olan şartlar vardır. Bunlara sıkı kısıtlar denir. Örneğin:

- Öğretim elemanları aynı anda birden fazla derste olamaz.
- Bir dersliğe aynı anda sadece bir ders atanabilir.

Ayrıca çizelgenin uygulanabilirliğini etkilemeyecek fakat duruma göre göz önüne alınabilecek şartlar olabilir. Bunlara esnek kısıtlar denir. Örneğin:

- Öğretim üyesinin istediği sınıfa ve saate ders koymak.

Bu çalışmada ders çizelgeleme probleminin genetik algoritmalar yardımı ile çözülebilmesi için bir yazılım geliştirilmiştir. Yazılım verilen bilgileri kullanarak kısıtlara göre bir öğretim dönemine ait haftalık ders programını hazırlamaktadır. Programın uygulanması için Gazi Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği bölümü seçilmiştir. EK-1’de yer alan 2011-2012 güz dönemine ait gerçek ders verileri kullanılarak algoritmanın performansı test edilmiş ve performansın yüksek olmasını sağlayan parametreler kullanılarak ders programı oluşturulmuştur.

### 5.1. Problemin Açıklanması

Gazi Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği ders programı haftada 5 gün ve günde 11 saat olarak düzenlenmektedir. Bu durumda bir haftada 55

saat ders işlenmektedir. Günlük program içerisinde 11 saat ders saati olarak ayrılmıştır. Her ders saati arasında 10 dakikalık molalar mevcuttur. Haftalık ders saatleri Çizelge 5.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.1. Haftalık ders programı

| SAAT        | GÜNLER    |      |          |          |      |
|-------------|-----------|------|----------|----------|------|
|             | PAZARTESİ | SALI | ÇARŞAMBA | PERŞEMBE | CUMA |
| 08.30-09.20 |           |      |          |          |      |
| 09.30-10.20 |           |      |          |          |      |
| 10.30-11.20 |           |      |          |          |      |
| 11.30-12.20 |           |      |          |          |      |
| 12.30-13.20 |           |      |          |          |      |
| 13.30-14.20 |           |      |          |          |      |
| 14.30-15.20 |           |      |          |          |      |
| 15.30-16.20 |           |      |          |          |      |
| 16.30-17.20 |           |      |          |          |      |
| 17.30-18.20 |           |      |          |          |      |
| 18.30-19.20 |           |      |          |          |      |

Problemin çözümü için tanımlanması gereken öğretim üyesi, derslik, ders, öğrenci sayısı, laboratuvar ihtiyacı ve sınıf kapasitesi olmak üzere 6 adet girdi bulunmaktadır.

2011-2012 güz dönemine ait gerçek veriler kullanılarak EK-1’de yer alan liste, dersler, öğretim elemanları, gruplar ve kapasite bilgilerini içerecek şekilde oluşturulmuştur. Derslikler normal derslik ve laboratuvar içeren derslikler olarak ayrılmıştır. Derslerin laboratuvara ihtiyaç duyup duymadığı çizelgenin son sütununda belirtilmektedir.

EK-1’den görülebileceği gibi 38 ders, 44 öğretim elemanı ve 41 adet grup bulunmaktadır. Dersleri gruplar ile ayırdığımızda toplam 95 adet çizelgeye yerleştirilmesi gereken ders vardır. Bazı öğretim üyeleri birden fazla derse girmektedir veya aynı derse farklı gruplara vermektedirler. Örneğin Öğretim Elemanı 18 hem Lineer Cebir hem de Mühendislik Ekonomisi dersini vermektedir. Bunların programda aynı saate denk gelmemesi kısıtlarımızdan birini oluşturmaktadır.

Oluşturulan gruplarda bulunan öğrenciler ve grup mevcutları tek tek belirlenemediği için grup atamaları genel kabullere göre yapılmıştır. Ders programı dönem başında



öğrencilerin ve grupların tam olarak belli olmadığı bir zamanda hazırlandığı için bu durum normaldir. Grup mevcutları da aynı şekilde belirlenmiştir. Program 1. sınıf, 2. sınıf, 3.sınıf ve 4. sınıf normal ve ikinci öğretim öğrencilerini kapsamaktadır. Gruplara baktığımızda ise yine aynı grubun birden fazla ders aldığı görülmektedir. Örneğin Grup 40 İş Sağlığı ve Güvenliği, Stok Yönetimi, Kalite Planlama ve Kontrol ve Üretim Sistemleri derslerini almaktadır. Bu grup için bu derslerin çakışmaması bir başka önemli kısıtı oluşmaktadır.

Ders programının yapılmasında kullanılacak bölüme ait sınıflar ve kapasiteleri aşağıdaki gibi belirlenmiştir. Laboratuar gerektiren dersler için yapımı süren 2 adet laboratuar probleme eklenmiştir.

Çizelge 5.2. Kullanılacak derslikler

| Derslik           | Kapasite |
|-------------------|----------|
| 404 No'lu Derslik | 80       |
| 406 No'lu Derslik | 80       |
| 407 No'lu Derslik | 135      |
| 408 No'lu Derslik | 80       |
| 409 No'lu Derslik | 135      |
| 410 No'lu Derslik | 80       |
| 411 No'lu Derslik | 135      |
| 414 No'lu Derslik | 150      |
| LAB1              | 100      |
| LAB2              | 100      |

Geliştirilen programın Gazi Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği derslerini uygun bir şekilde ders çizelgesine yerleştirmesi amaçlanmıştır. Daha sonra popülasyon sayısı, çaprazlama oranı, mutasyon oranı gibi değerler üzerinde deneyler yapılarak, bu değerlerin değişiminin çözümü nasıl etkilendiği araştırılmıştır.

## 5.2. Kısıtlar

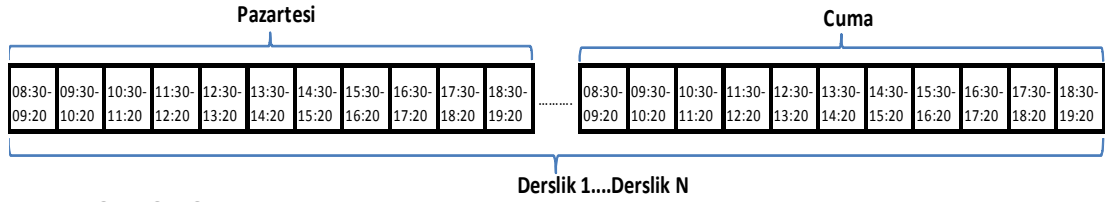
Ders programının oluşturabilmesi için gerekli kısıtlar Endüstri mühendisliği bölümünün ihtiyaçları göz önünde bulundurularak oluşturulmuştur. Normalde uzun ve zorlu bir süreç olan ders programının oluşturulması, idari ihtiyaçlara en iyi cevap verecek şekilde dersliklerin ve derslerin kullanılmasını amaçlamıştır. Bu yazılımda aşağıdaki kısıtlar kullanılmıştır.

- Öğretim elemanları aynı anda birden fazla derste olamaz.
- Öğrenciler aynı anda birden fazla derste olamaz.
- Bir dersliğe aynı anda sadece bir ders atanabilir.
- Dersliğin kapasitesi öğrenciler için yeterli olmalıdır.
- Ders saatleri bölünemez.
- Laboratuvar ihtiyacı olan dersler, laboratuvar bulunan dersliklere atanmalıdır.
- Bir derse iki grup atanmışsa grupların öğrenci sayıları toplamı dersliğin kapasitesini geçmemelidir.

## 5.3. Kromozom Yapısı

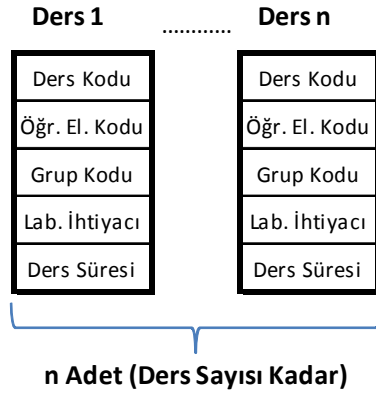
Ders programı çizelgelemesini tanımlayan en önemli yapı taşı kromozomdur. Kromozom yapısının, problemin ifade edilmesi biçiminde ve problemin çözümündeki performansında büyük vardır.

Çizelgemizde yer alan her saati bir parça olarak kabul edersek, her sınıf ve her gün için zaman ve mekan boşluğuna ihtiyacımız vardır. Günlük 11 saat ve haftada 5 gün ders olduğunu düşünürsek  $5 \times 11$  büyüklüğünde bir vektöre ihtiyacımız vardır. Kullanacağımız sınıf sayısına  $N$  dersek,  $N$  adet sınıf için  $5 \times 11 \times N$  büyüklüğünde bir vektörümüz olur (Şekil 5.1).

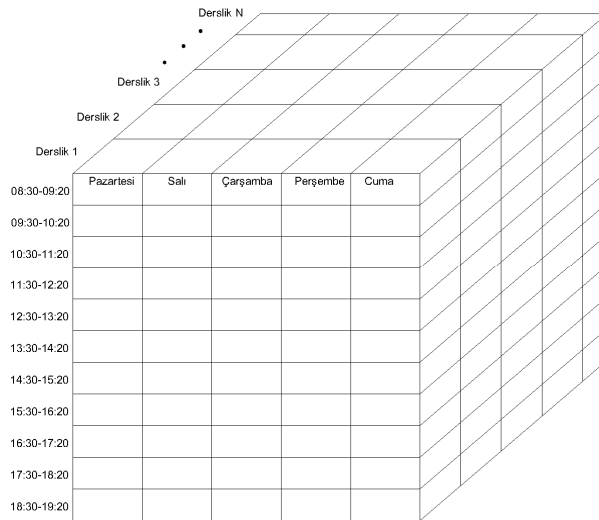


Şekil 5.1. Kromozom Yapısı

GA işleyişinde, olası her bir çözüm kromozom olarak ifade edilir. Her kromozom da bir haftalık ders programını belirtir ve çizelgeye yerleştirilecek ders sayısı kadar gen içerir. Kromozomdaki her konum bir geni, her gen de çizelgeye yerleştirilecek bir dersin kodunu, dersi veren öğretim elemanının kodunu, derse katılacak grupların kodunu, laboratuvar ihtiyacını ve dersin süresini içerir (Şekil 5.2).



Şekil 5.2. Gen Yapısı



Şekil 5.3. Arama uzayı

Kromozomu kodlanması, uygunluk değeri ve üzerinde uygulanan genetik işlemler çözümümüzü belirler.

#### 5.4. Uygunluk Değeri

Ders programı çizelgelemesi probleminin çözümünde bireylerin uygunluk değerlerini belirlemeye yarayan bir uygunluk fonksiyonu vardır. Uygunluk değeri herhangi bir zorunlu ya da esnek kısıta uyan ya da uymayan bir atamanın, bireyin uygunluk puanının artırılması veya düşürülmesi yöntemiyle hesaplanır. Bu çalışmada:

Ders boş bir odaya atanmışsa uygunluk değeri bir puan artırılır.

Ders kapasitesi yeterli bir sınıfa atanmış ise uygunluk değeri bir puan artırılır.

Öğretim elemanlarının aynı anda başka dersi yoksa uygunluk değeri bir puan artırılır.

Aynı öğrenci grubunun aynı anda başka bir dersi yoksa uygunluk değeri bir puan artırılır.

Laboratuvar ihtiyacı olan bir ders laboratuvar bulunan bir dersliğe atanmış ise uygunluk değeri bir puan artırılır. Uygunluk fonksiyonu, zorunlu ve esnek kısıtların tamamını, bireyin her bir kromozomu için tek tek değerlendirir.

Herhangi bir ders herhangi bir kısıtı sağlamaz ise, o kısıt için puan alamaz.

$G=(G_1, G_2, G_3...G_N)$  haftanın ders işlenen günleri

$H=(H_1, H_2, H_3...H_N)$  Günlük ders saati olmak üzere

$$\text{Haftalık Toplam Ders Saati (T)} = G \times H \quad (5.1)$$

$T=11*5=55$  olarak bulunur.

$D=(D_1, D_2, D_3...D_D)$  tanımlı ders sayısını

$N=(N_1, N_2, N_3...N_N)$  tanımlı kısıt sayısını

$S=(S_1, S_2, S_3...S_N)$  sağlanan kısıt sayısını göstermek üzere

$$\text{Çizelge Puanı (ÇP)} = \sum_1^D \sum_1^N (D_D \times S_N) \quad (5.2)$$

$$\text{Maksimum Çizelge Puanı (MÇP)} = \sum_1^D \sum_1^N (D_D \times N_N) \quad (5.3)$$

olur.

Buradan oluşturulacak Çizelge için Uygunluk değeri;

$$\text{Çizelge Uygunluk Değeri (ÇUD)} = \frac{\sum_1^D \sum_1^N (D_D \times S_N)}{\sum_1^D \sum_1^N (D_D \times N_N)} \quad (5.4)$$

$$\text{Çizelge Uygunluk Değeri (ÇUD)} = \frac{ÇP}{MÇP}$$

olur.

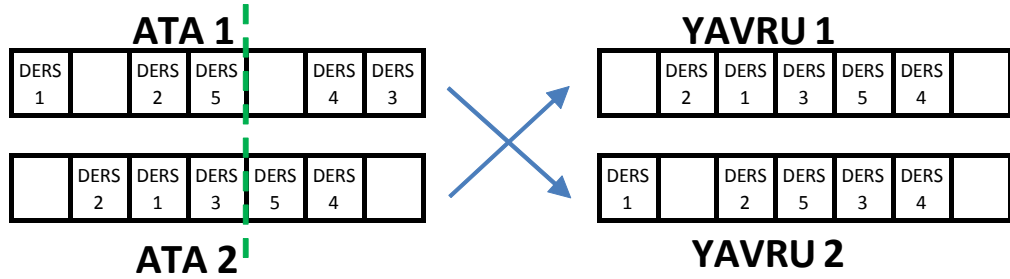
“Eş. 5.4”’ten anlaşılabileceği gibi bütün kısıtların sağlanması durumunda  $S_N = N_N$  olacağı için Çizelge Uygunluk Değeri maksimum 1 olacaktır. Bu değer aynı zamanda algoritma için durdurma kriteridir. Çözüme ulaşıldığını bütün kısıtların sağlandığını ifade eder.

### 5.5. GA Operatörlerinin Uygulanması

Problemin çözümünde uygulanan genetik işlemler ile ilgili bilgi verilecektir.

#### Çaprazlama

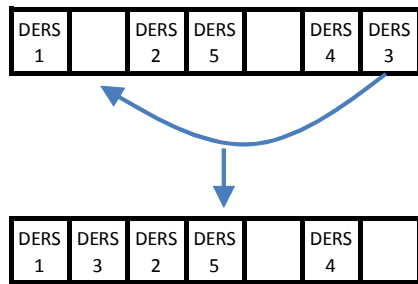
Çaprazlama işlemi popülasyonu oluşturan bireyler arasından yeni ve farklı özelliklere sahip bireyler oluşturmak için kullanılır. Çaprazlama işlemine tabi tutulacak bireyler uygunluk değerlerine göre belirlenir. Ders programı çizelgelemesinin çözümünde iki nokta çaprazlama operatörünün yanı sıra üç noktadan ve dört noktadan çaprazlama yöntemleri denenmiştir. Bu yöntemler arasında en kısa zamanda en uygun çözümlere ulaşan üç noktadan çaprazlama yöntemi olarak bulunmuştur. Seçilen çaprazlama noktası sayısına göre birinci ata ve ikinci atadan gelen kromozomlar rastgele parçalara ayrılır ve tekrar birleştirilerek yavru oluşturulur (Şekil 5.4).



Şekil 5.4. Tek noktadan çaprazlama işlemi

### Mutasyon

Çaprazlama işleminden sonra bireyler sonraki jenerasyon için 2 adet yeni birey meydana getirirler. Oluşan yeni bireylerdeki çeşitliliği artırmak için bireyler mutasyona uğratılabilir. Mutasyon oranının çok fazla olması çözümden uzaklaşılmasına, az olması ise çeşitliliğin azalmasına yani arama uzayının kısıtlı bir alanında arama yapılmasına çözümün yerel optimumla kısıtlı kalmasına sebep olabilir. Ders programı çizelgelemesi çalışmasında iki noktadan, üç noktadan ve dört noktadan mutasyon yapılmıştır. Bu yöntemler arasında en kısa zamanda en uygun çözümlere ulaşan iki noktadan mutasyon yöntemi olarak bulunmuştur. Bu işlemde kısaca rastgele seçilen bir ders, rastgele seçilen bir boşluğu kaydırılır. Kaç adet dersin yer değiştireceği mutasyon sayısından belirlenir (Şekil 5.5).



Şekil 5.5. Tek noktadan mutasyon işlemi

## 5.6. Deneyler

Deneyler Ek-1’de yer alan Gazi Üniversitesi Endüstri Müh. Bölümünün 2011-2012 güz dönemi dersleri kullanılarak Windows XP yüklü 2 gb. hafızaya 1,92 GHz. işlemciye sahip bilgisayarda yapılmıştır.

Deneylerin amacı genetik algoritmanın en yüksek performansı vereceği genetik operatörlerin bulunmasını sağlamaktır. Genetik operatörlerinin tespit edilmesi aslında kendisi başka bir optimizasyon problemidir. Bu operatörlerin tespiti için bir başka genetik algoritma da kullanılabilir. Bu durum genetik algoritmaların önemli bir dezavantajını oluşturmaktadır. Deneylerde kullanılan veriler Gazi Üniversitesi Endüstri Müh. Bölümünün gerçek verileri olup, böylelikle algoritmanın ve operatörlerin gerçek performansı belirlenmiştir. Veriler Gazi Üniversitesi Endüstri Müh. Bölümünün 2011-2012 güz dönemi verileridir. Yalnızca bu dönemde yapılmakta olan 2 adet laboratuvar deneylere eklenmiştir. Kullanılan veriler EK-1’de sunulmuştur. Her deney en az 5 defa tekrarlanarak algoritma performansının mümkün olduğunca doğru belirlenmesi sağlanmıştır. Bu alt deneylerin her biri önce ana deney numarası sonra ise 1’den başlayarak numaralandırılmıştır. Çizelge aslına uygun olarak haftanın 5 günü 11 saat ve her biri 50 dakika olan ders dilimlerinden oluşmaktadır. Kullanılan veriler özet olarak Çizelge 5.4’te gösterilmiştir.

Çizelge 5.3. Deney verileri özeti

|                                    |     |
|------------------------------------|-----|
| Öğretim Gör. Sayısı                | 44  |
| Grup Sayısı                        | 41  |
| Ders Sayısı                        | 38  |
| Derslik Sayısı                     | 10  |
| Toplam Çizelgelenecek Sınıf Sayısı | 95  |
| Toplam Çizelgelenecek Ders Saati   | 282 |

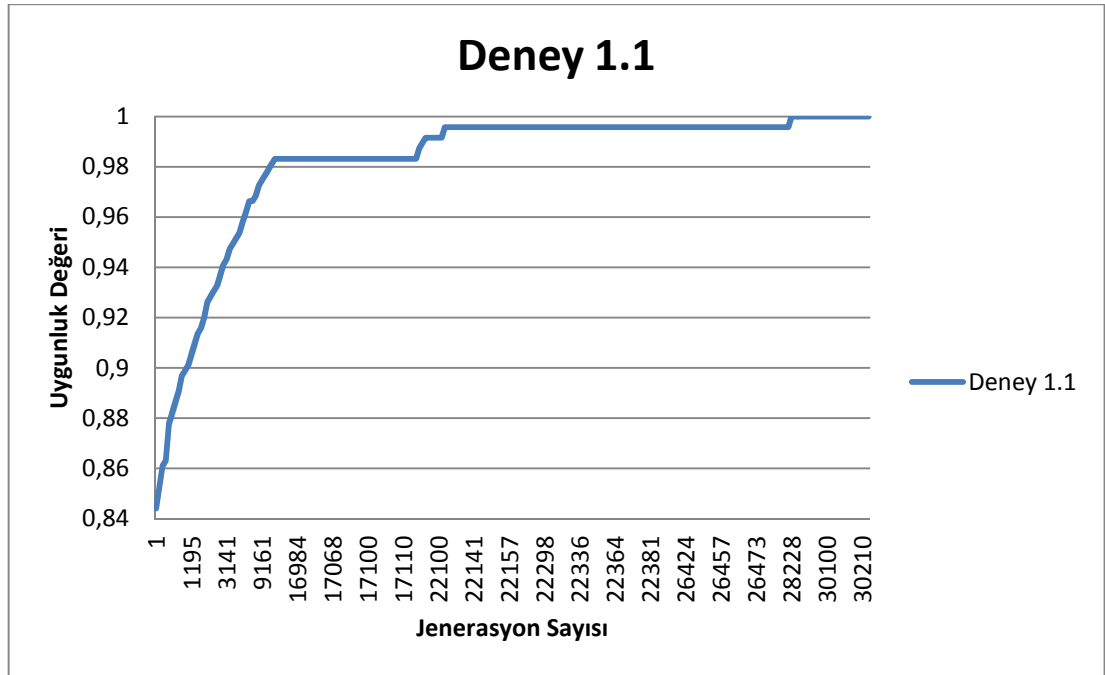
### Deney 1

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %80 ve mutasyon olasılığı %3 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama

operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak da iki noktadan mutasyon kullanılmıştır. Deney 5 defa tekrarlanmıştır. Genetik algoritmanın performansının tam olarak değerlendirilebilmesi açısından bu 5 alt deneyin sonuçları önem arz etmektedir. Çünkü aynı veriler kullanılmasına rağmen bu 5 deneyin her biri çözüme farklı şekilde, farklı sürelerde ve farklı jenerasyon sayısında varmıştır. Bununla ilgili veriler çizelge 5.4'de yer almaktadır.

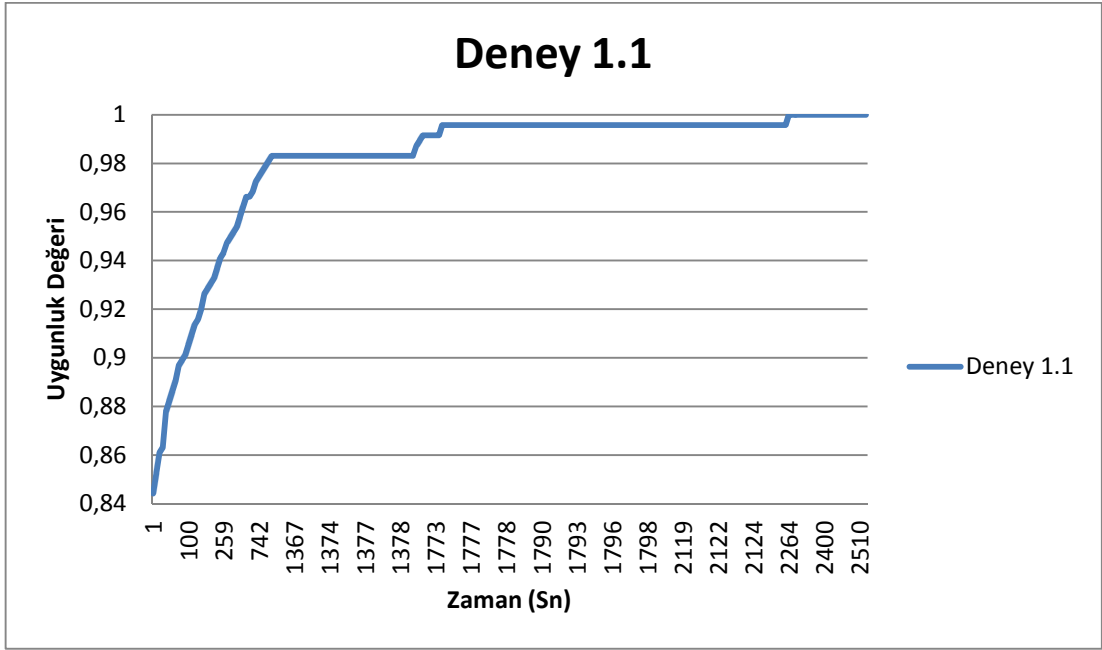
Çizelge 5.4. Deney 1 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 1.1 | 0,844211            | 28228                  | 2264        | 1                   |
| Deney 1.2 | 0,848421            | 34719                  | 2720        | 1                   |
| Deney 1.3 | 0,837895            | 55587                  | 4423        | 1                   |
| Deney 1.4 | 0,848421            | 80052                  | 6310        | 1                   |
| Deney 1.5 | 0,842105            | 32726                  | 2630        | 1                   |

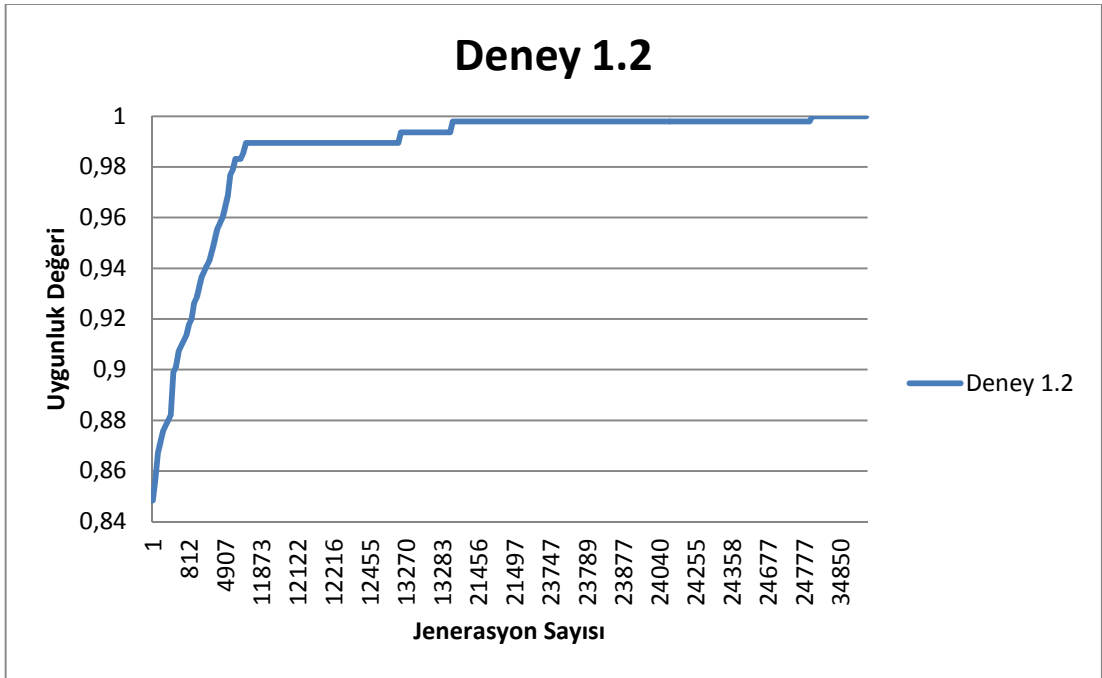


Şekil 5.6. Deney 1.1 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği

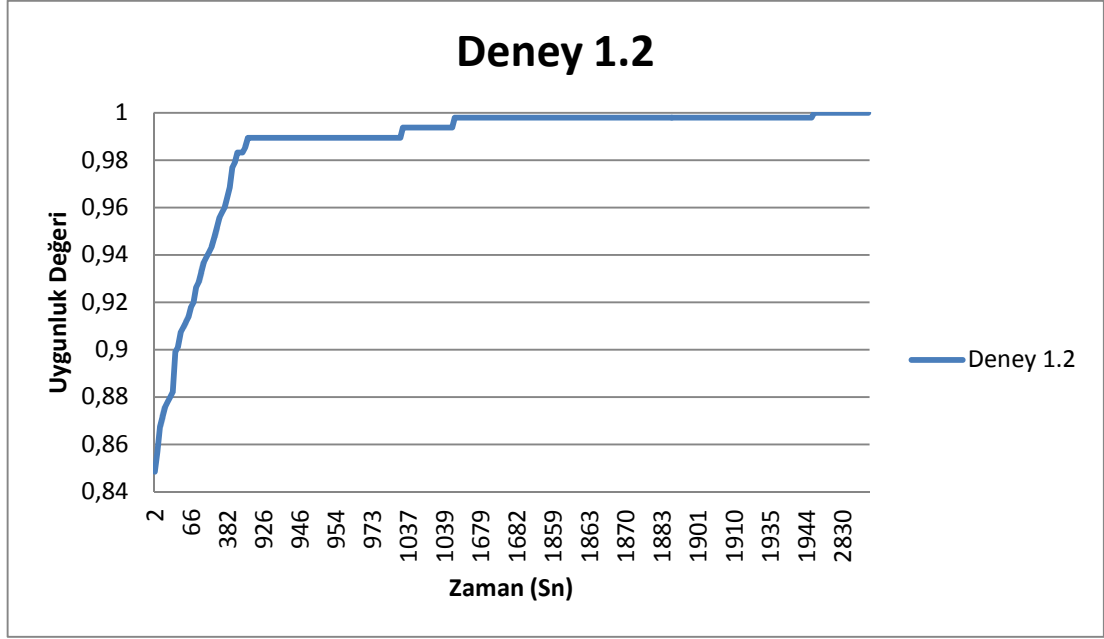




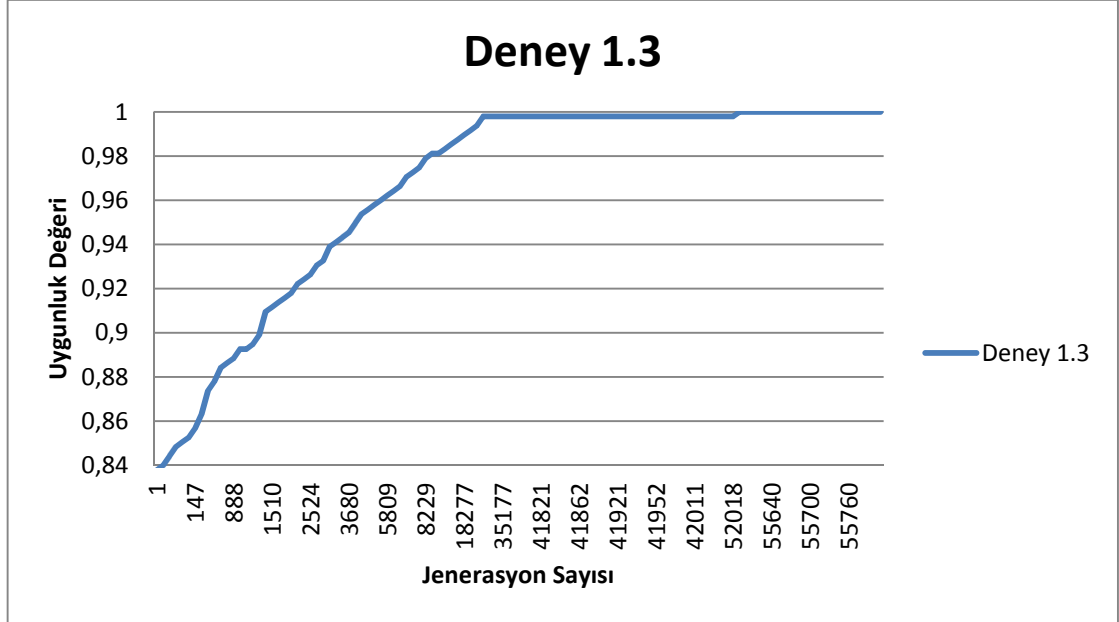
Şekil 5.7. Deney 1.1 uygunluk değeri-zaman grafiği



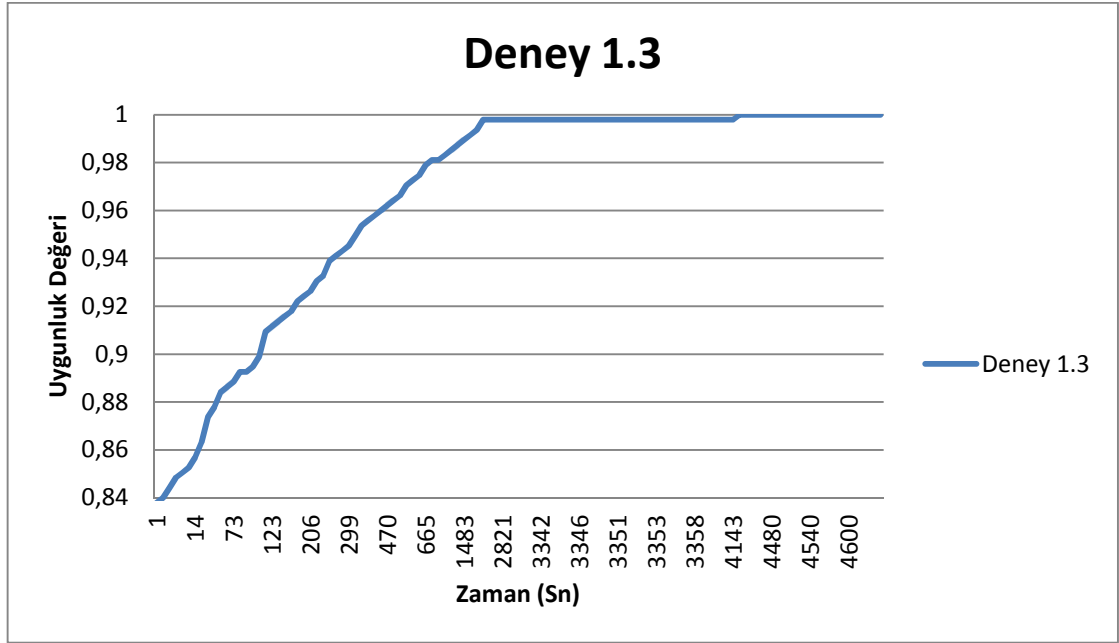
Şekil 5.8. Deney 1.2 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği



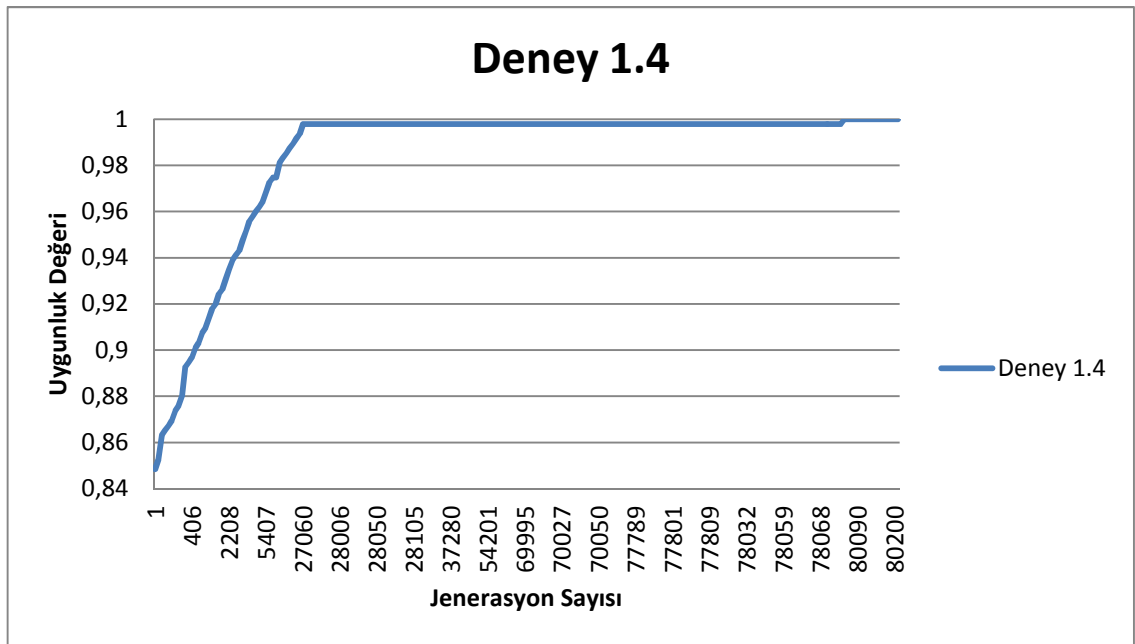
Şekil 5.9. Deney 1.2 uygunluk değeri-zaman grafiği



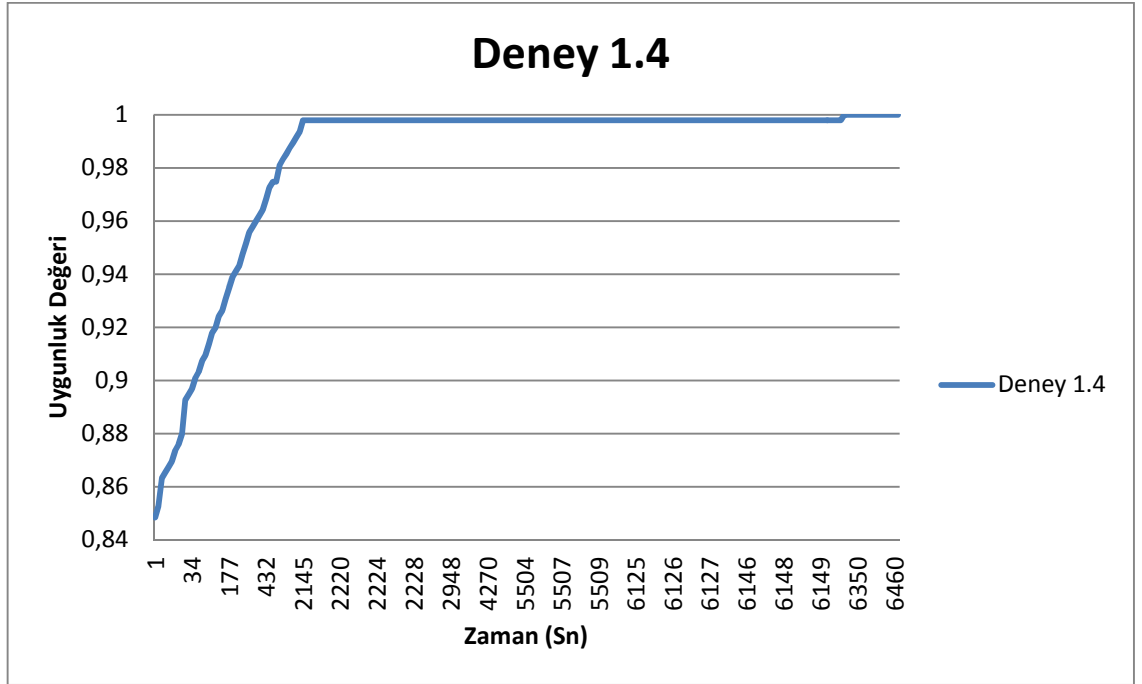
Şekil 5.10. Deney 1.3 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği



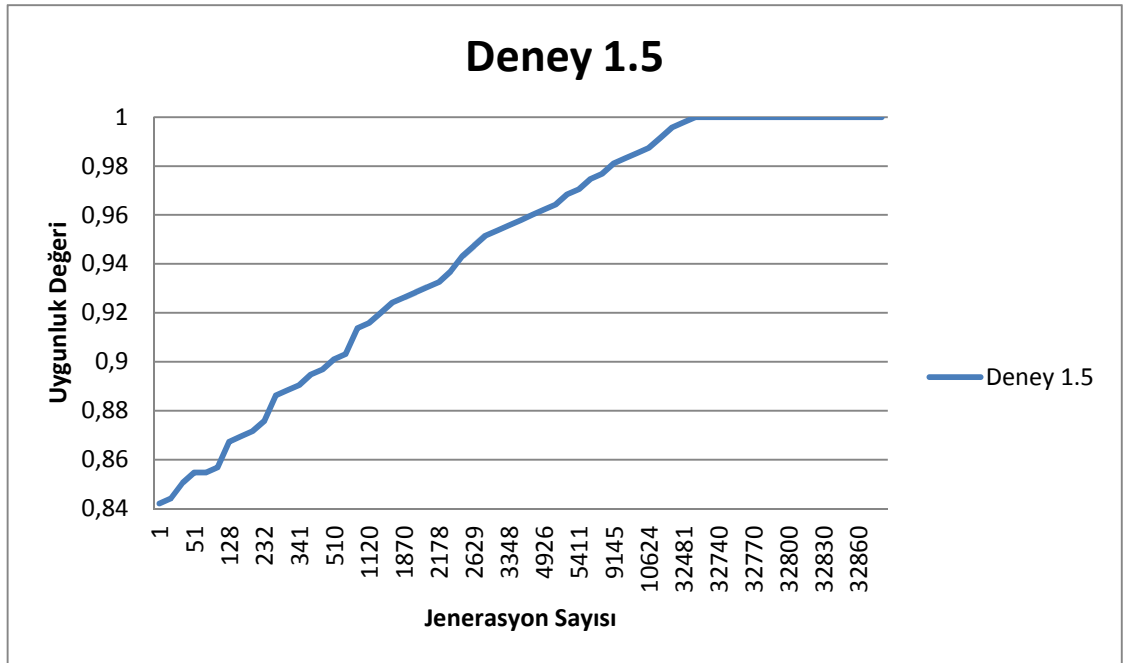
Şekil 5.11. Deney 1.3 uygunluk değeri-zaman grafiği



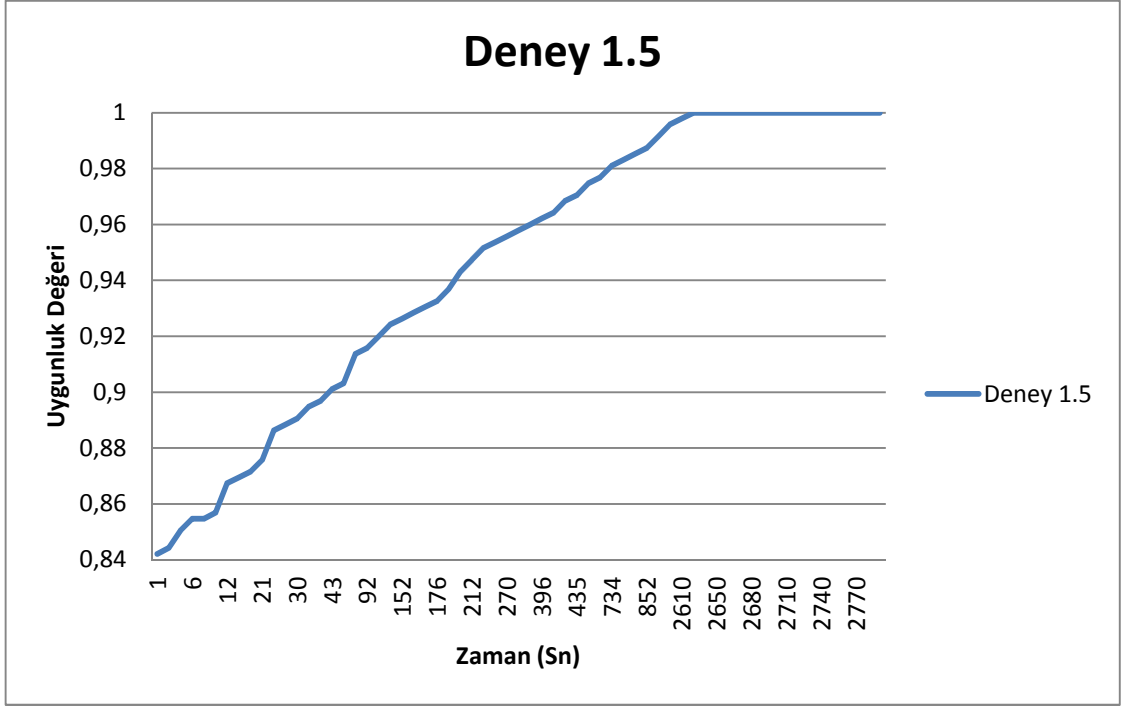
Şekil 5.12. Deney 1.4 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği



Şekil 5.13. Deney 1.4 uygunluk değeri-zaman grafiği

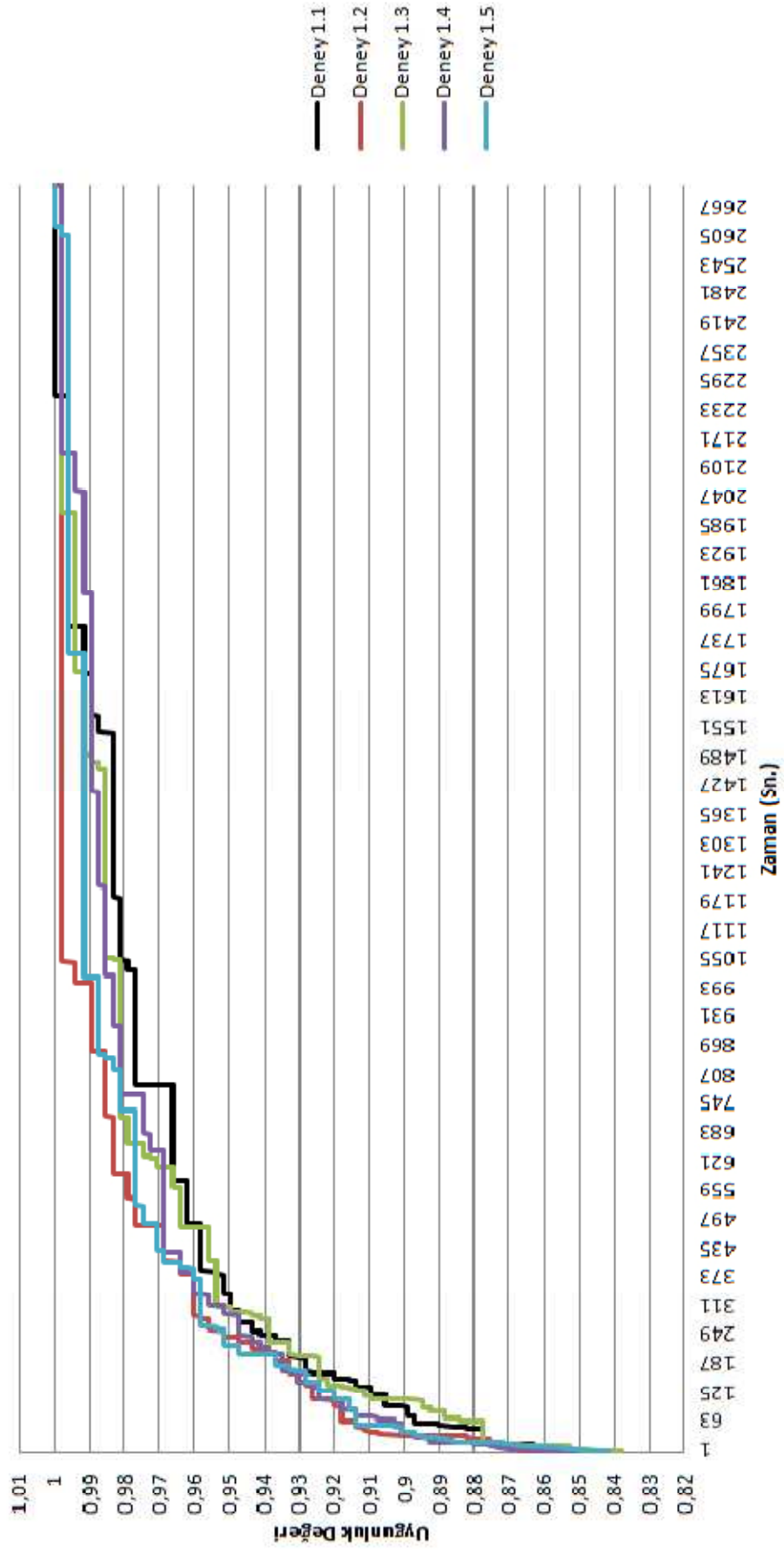


Şekil 5.14. Deney 1.5 uygunluk değeri-jenerasyon sayısı grafiği



Şekil 5.15. Deney 1.5 uygunluk değeri-zaman grafiği

## Deney 1



Şekil 5.16. Deney 1 alt deneylerinin karşılaştırılması

Çizelge 5.4 ve Şekil 5.6-5.16'ten görülebileceği gibi aynı parametreler ve aynı veriler kullanılmasına karşın en çabuk sonuç deney 1.1'de alınmıştır. Şekil 5.16 incelendiğinde deney 1.1'in uzun bir süre diğerlerinden daha kötü performans sergilediği fakat son bölümde sonuca erken ulaşarak çözümü sağladığı görülebilir. Genetik algoritmanın yapısı gereği uygunluk değerindeki artışlar yani çözümdeki iyileşmeler başlangıçta çok hızlı bir şekilde olmakta fakat sonra giderek azalmaktadır. Bunun sebebi kısıtları sağlaması gereken ders sayısı azaldıkça bunların uygunluk değeri üzerindeki etkisinin de azalmasıdır.

### Deney 2

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %80 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.5. Deney 2 sonuçları

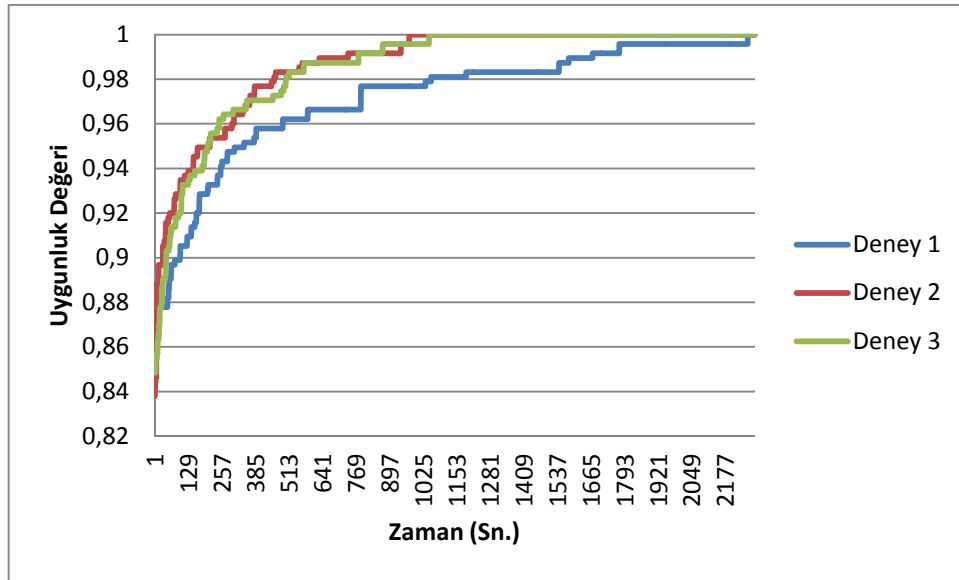
|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 2.1 | 0,848421            | 77297                  | 6445        | 0,848421            |
| Deney 2.2 | 0,837895            | 11690                  | 972         | 0,837895            |
| Deney 2.3 | 0,846316            | 15635                  | 1324        | 0,846316            |
| Deney 2.4 | 0,854737            | 16995                  | 1453        | 0,854737            |
| Deney 2.5 | 0,850526            | 118557                 | 10046       | 0,997895            |

### Deney 3

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %80 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.6. Deney 3 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüm Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|-----------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı     | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 3.1 | 0,854737            | 20650                 | 1793        | 1                   |
| Deney 3.2 | 0,850526            | 15456                 | 1310        | 1                   |
| Deney 3.3 | 0,848421            | 58722                 | 4984        | 0,997895            |
| Deney 3.4 | 0,84                | 36014                 | 3010        | 1                   |
| Deney 3.5 | 0,848421            | 12155                 | 1048        | 1                   |



Şekil 5.17. Deney 1-2-3 grafiği

Deney 1-2 ve 3'te birey sayısı, çaprazlama olasılığı ve diğer parametreler sabit tutularak mutasyon olasılığı sırasıyla %3-%10 ve %20 alınarak test yapılmış ve Şekil 5.17'den görülebileceği gibi en iyi performansa deney 2'de ulaşılmıştır.

#### Deney 4

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.



Çizelge 5.7. Deney 4 sonuçları

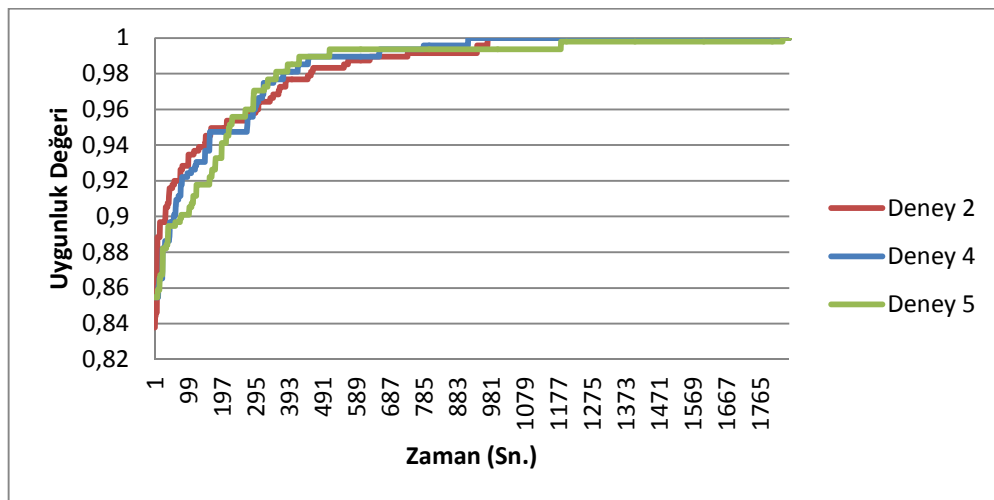
|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüm Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|-----------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı     | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 4.1 | 0,852632            | 51397                 | 3650        | 1                   |
| Deney 4.2 | 0,844211            | 27990                 | 1991        | 1                   |
| Deney 4.3 | 0,844211            | 20362                 | 1439        | 1                   |
| Deney 4.4 | 0,867368            | 29413                 | 2310        | 1                   |
| Deney 4.5 | 0,854737            | 12624                 | 915         | 1                   |

### Deney 5

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.8. Deney 5 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüm Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|-----------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı     | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 5.1 | 0,854737            | 51118                 | 4324        | 0,995789            |
| Deney 5.2 | 0,837895            | 36373                 | 3083        | 1                   |
| Deney 5.3 | 0,846316            | 39803                 | 3335        | 1                   |
| Deney 5.4 | 0,854737            | 21840                 | 1832        | 1                   |
| Deney 5.5 | 0,882105            | 34836                 | 2947        | 1                   |



Şekil 5.18. Deney 2-4-5 grafiği

Deney 2-4 ve 5'te birey sayısı, mutasyon olasılığı ve diğer parametreler sabit tutularak çaprazlama olasılığı sırasıyla %80-%50 ve %90 alınarak test yapılmış ve Şekil 5.18'den görülebileceği gibi en iyi performansa deney 4'te ulaşılmıştır.

### Deney 6

Bu deneyde birey sayısı 100, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.9. Deney 6 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 6.1 | 0,863158            | 49546                  | 4644        | 1                   |
| Deney 6.2 | 0,854737            | 41291                  | 3978        | 0,997895            |
| Deney 6.3 | 0,844211            | 27713                  | 2588        | 1                   |
| Deney 6.4 | 0,842105            | 65143                  | 6155        | 0,997895            |
| Deney 6.5 | 0,846316            | 35183                  | 3412        | 1                   |

### Deney 7

Bu deneyde birey sayısı 200, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.10. Deney 7 sonuçları

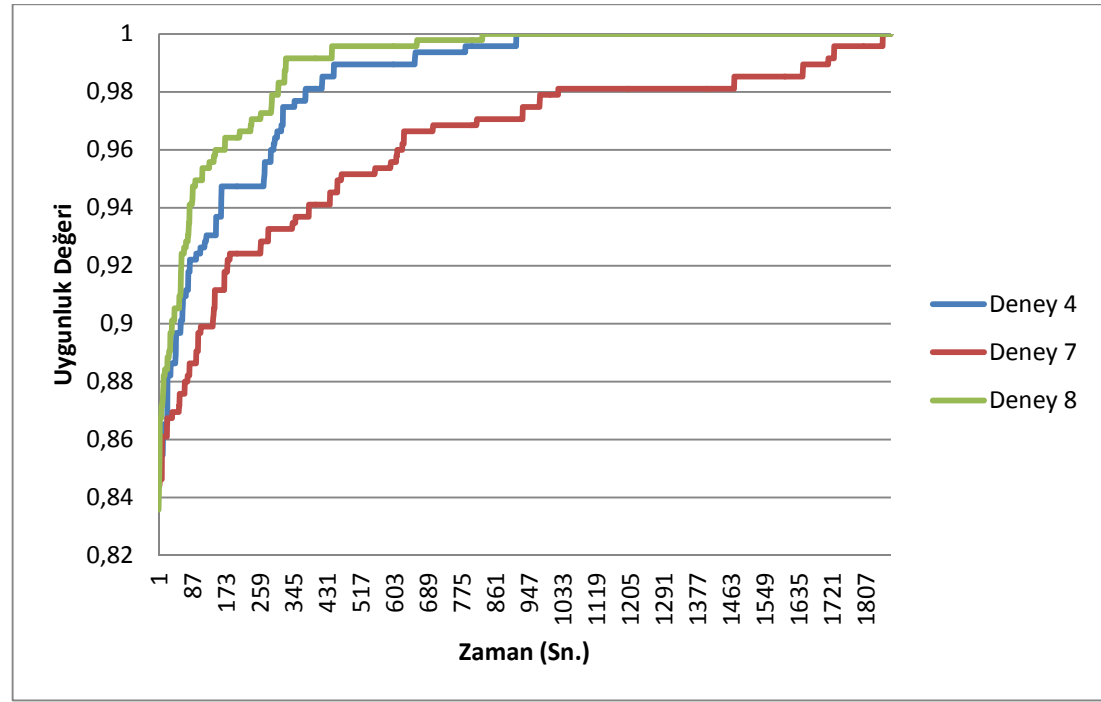
|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 7.1 | 0,846316            | 101634                 | 7187        | 1                   |
| Deney 7.2 | 0,848421            | 71163                  | 5056        | 1                   |
| Deney 7.3 | 0,850526            | 114618                 | 8137        | 1                   |
| Deney 7.4 | 0,844211            | 25924                  | 1851        | 1                   |
| Deney 7.5 | 0,846316            | 124159                 | 8842        | 0,997895            |

## Deney 8

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.11. Deney 8 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 8.1 | 0,869474            | 22085                  | 1605        | 1                   |
| Deney 8.2 | 0,829474            | 25171                  | 1755        | 1                   |
| Deney 8.3 | 0,837895            | 20377                  | 1427        | 1                   |
| Deney 8.4 | 0,83579             | 12034                  | 833         | 1                   |
| Deney 8.5 | 0,848421            | 36611                  | 2599        | 1                   |



Şekil 5.19. Deney 4-7-8 grafiği

Deney 4-7 ve 8'de çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı ve diğer parametreler sabit tutularak birey sayısı sırasıyla 100-200 ve 50 alınarak test yapılmış ve Şekil 5.19'dan görülebileceği gibi en iyi performansa deney 8'de ulaşılmıştır.

### Deney 9

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.12. Deney 9 sonuçları

|           | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|-----------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|           |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 9.1 | 0,848421            | 8174                   | 627         | 1                   |
| Deney 9.2 | 0,846316            | 4568                   | 474         | 1                   |
| Deney 9.3 | 0,844211            | 24652                  | 1761        | 1                   |
| Deney 9.4 | 0,848421            | 14286                  | 1020        | 1                   |
| Deney 9.5 | 0,848421            | 27706                  | 1950        | 1                   |

### Deney 10

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde iki noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak dört noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.13. Deney 10 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 10.1 | 0,83579             | 51769                  | 3711        | 0,997895            |
| Deney 10.2 | 0,850526            | 51656                  | 3607        | 0,997895            |
| Deney 10.3 | 0,852632            | 26765                  | 1869        | 1                   |
| Deney 10.4 | 0,861053            | 22600                  | 1584        | 1                   |
| Deney 10.5 | 0,842105            | 7177                   | 510         | 1                   |

### Deney 11

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 2 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama

operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.14. Deney 11 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 11.1 | 0,852632            | 7367                   | 499         | 1                   |
| Deney 11.2 | 0,844211            | 8521                   | 601         | 1                   |
| Deney 11.3 | 0,84                | 11650                  | 660         | 1                   |
| Deney 11.4 | 0,846316            | 18708                  | 1327        | 1                   |
| Deney 11.5 | 0,846316            | 11753                  | 796         | 1                   |

### Deney 12

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.15. Deney 12 sonuçları

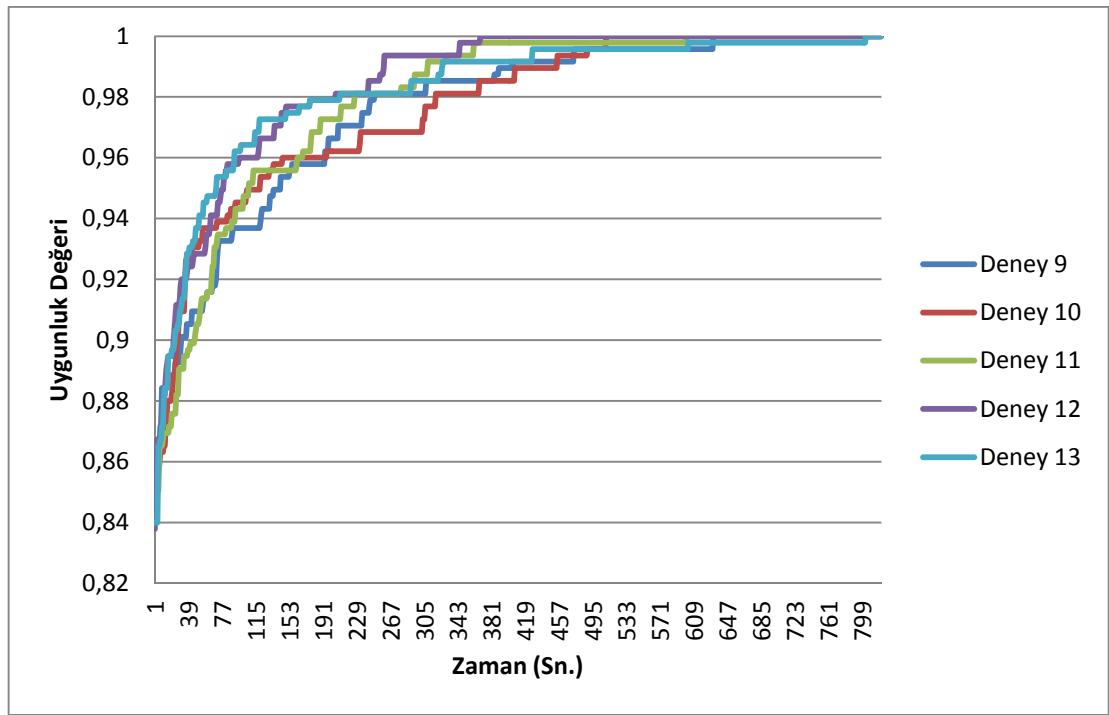
|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 12.1 | 0,842105            | 5759                   | 414         | 1                   |
| Deney 12.2 | 0,837895            | 7195                   | 368         | 1                   |
| Deney 12.3 | 0,842105            | 8398                   | 730         | 1                   |
| Deney 12.4 | 0,848421            | 16976                  | 1206        | 1                   |
| Deney 12.5 | 0,850526            | 18798                  | 1353        | 1                   |

### Deney 13

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak dört noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.16. Deney 13 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüm Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|-----------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı     | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 13.1 | 0,833684            | 44764                 | 3105        | 1                   |
| Deney 13.2 | 0,858947            | 21829                 | 1546        | 1                   |
| Deney 13.3 | 0,84                | 13824                 | 803         | 1                   |
| Deney 13.4 | 0,850526            | 18277                 | 1449        | 1                   |
| Deney 13.5 | 0,84                | 13731                 | 965         | 1                   |



Şekil 5.20. Deney 9-10-11-12-13 grafiği

Deney 9-10-11-12-13'te birey sayısı, çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı ve diğer parametreler sabit tutularak çaprazlama ve mutasyon noktası sayısı değiştirilerek testler yapılmış Şekil 5.20'den görülebileceği gibi en iyi performansa deney 12'de ulaşılmıştır.

#### Deney 14

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama

operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.17. Deney 14 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 14.1 | 0,854737            | 22387                  | 2079        | 1                   |
| Deney 14.2 | 0,833684            | 7478                   | 700         | 1                   |
| Deney 14.3 | 0,842105            | 8443                   | 785         | 1                   |
| Deney 14.4 | 0,854737            | 5017                   | 468         | 1                   |
| Deney 14.5 | 0,84                | 8573                   | 806         | 1                   |

### Deney 15

Bu deneyde birey sayısı 50, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak dört noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.18. Deney 15 sonuçları

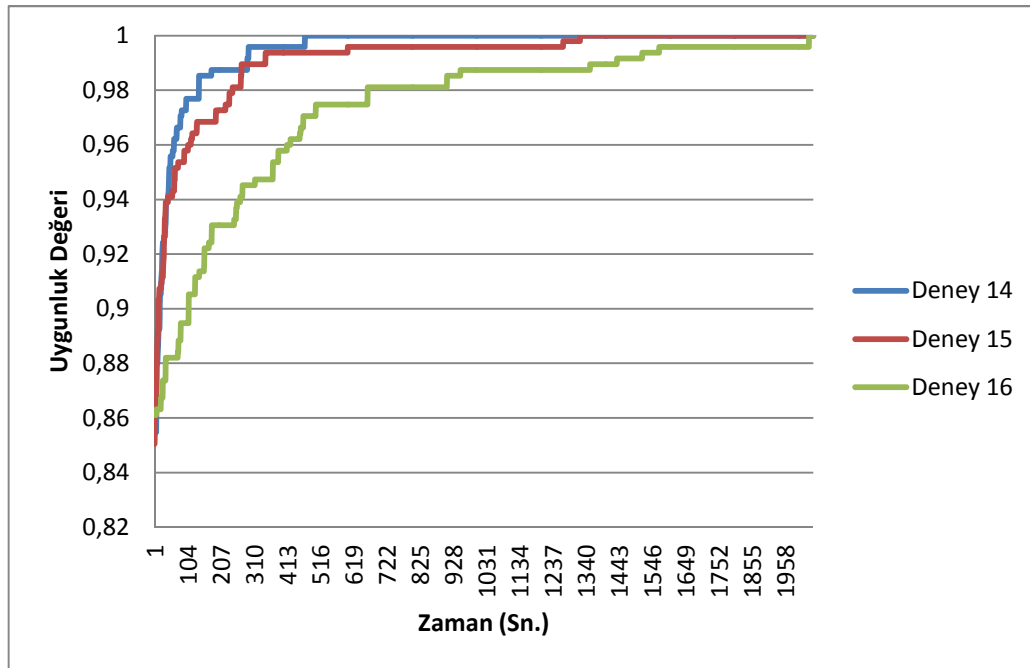
|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 15.1 | 0,837895            | 26933                  | 2493        | 1                   |
| Deney 15.2 | 0,844211            | 38242                  | 4401        | 1                   |
| Deney 15.3 | 0,856842            | 19167                  | 1777        | 1                   |
| Deney 15.4 | 0,850526            | 14083                  | 1322        | 1                   |
| Deney 15.5 | 0,829474            | 19535                  | 1879        | 1                   |

### Deney 16

Bu deneyde birey sayısı 200, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.19. Deney 16 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 16.1 | 0,861053            | 21914                  | 2032        | 1                   |
| Deney 16.2 | 0,846316            | 32953                  | 3003        | 1                   |
| Deney 16.3 | 0,854737            | 40711                  | 3755        | 1                   |
| Deney 16.4 | 0,867368            | 93481                  | 8579        | 0,997895            |
| Deney 16.5 | 0,850526            | 33362                  | 3110        | 1                   |



Şekil 5.21. Deney 14-15-16 grafiği

Deney 14-15-16'da çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı, elitizm sayısı sabit tutularak birey sayısı, çaprazlama ve mutasyon noktası sayısı değiştirilerek testler yapılmış Şekil 5.21'da görülebileceği gibi en iyi performans deney 14'te ulaşılmıştır.

### Deney 17

Bu deneyde birey sayısı 25, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %50 ve mutasyon olasılığı %10 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.



Çizelge 5.20. Deney 17 sonuçları

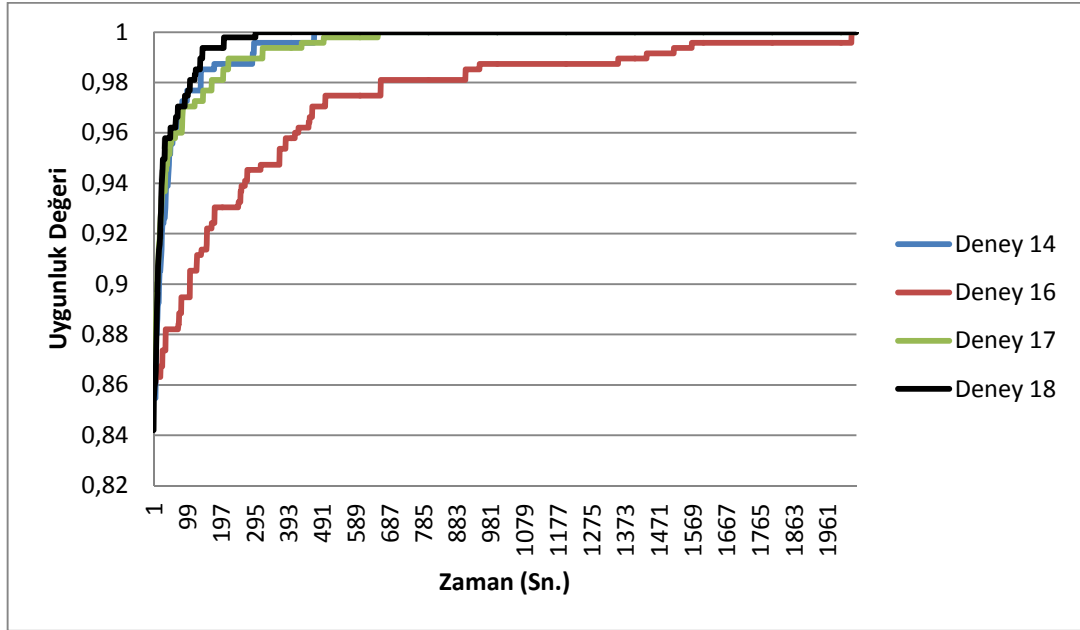
|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 17.1 | 0,858947            | 9583                   | 654         | 1                   |
| Deney 17.2 | 0,84                | 11255                  | 765         | 1                   |
| Deney 17.3 | 0,848421            | 28309                  | 1918        | 1                   |
| Deney 17.4 | 0,846316            | 12127                  | 826         | 1                   |
| Deney 17.5 | 0,856842            | 14714                  | 999         | 1                   |

Deney 18

Bu deneyde birey sayısı 25, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak iki noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.21. Deney 18 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 18.1 | 0,844211            | 11617                  | 1031        | 1                   |
| Deney 18.2 | 0,842105            | 3375                   | 305         | 1                   |
| Deney 18.3 | 0,842105            | 3348                   | 298         | 1                   |
| Deney 18.4 | 0,854737            | 4455                   | 402         | 1                   |
| Deney 18.5 | 0,848421            | 9868                   | 872         | 1                   |



Şekil 5.22. Deney 14-16-17-18 grafiği

Deney 14-16-18'de çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı, elitizm sayısı ve diğer parametreler sabit tutularak birey sayısı sırasıyla 50-200-25 olarak seçilmiş ve Şekil 5.22'de görülebileceği gibi birey sayısının düşürülmesinin algoritmanın performansını artırdığı gözlenmiştir. Deney 17'de ise birey sayısı 25 olarak seçilmiş, çaprazlama mutasyon oranı azaltılarak algoritma üzerindeki etkisi araştırılmıştır. Sonuç olarak yüksek çaprazlama ve mutasyon oranına sahip olan deney 18'in en iyi sonucu verdiği gözlenmiştir.

### Deney 19

Bu deneyde birey sayısı 25, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak dört noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.22. Deney 19 sonuçları

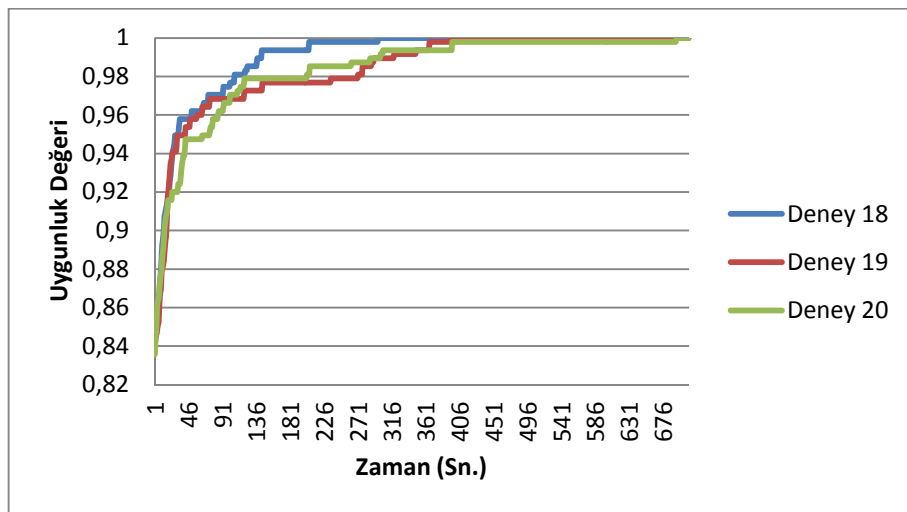
|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 19.1 | 0,827368            | 6908                   | 623         | 1                   |
| Deney 19.2 | 0,833684            | 5148                   | 465         | 1                   |
| Deney 19.3 | 0,842105            | 47487                  | 4405        | 1                   |
| Deney 19.4 | 0,84                | 15184                  | 1353        | 1                   |
| Deney 19.5 | 0,84                | 4361                   | 393         | 1                   |

Deney 20

Bu deneyde birey sayısı 25, elitizm sayısı 4 birey, çaprazlama olasılığı %90 ve mutasyon olasılığı %20 olarak seçilmiştir. Deneyde üç noktadan çaprazlama operatörü kullanılmıştır. Mutasyon operatörü olarak üç noktadan mutasyon kullanılmıştır.

Çizelge 5.23. Deney 20 sonuçları

|            | İlk Uygunluk Değeri | Çözüme Ulaşıldığı Anda |             | Son Uygunluk Değeri |
|------------|---------------------|------------------------|-------------|---------------------|
|            |                     | Jenerasyon Sayısı      | Zaman (Sn.) |                     |
| Deney 20.1 | 0,829474            | 50237                  | 4578        | 0,997895            |
| Deney 20.2 | 0,831579            | 17040                  | 1595        | 0,997895            |
| Deney 20.3 | 0,83579             | 7477                   | 694         | 1                   |
| Deney 20.4 | 0,837895            | 9441                   | 883         | 1                   |
| Deney 20.5 | 0,83579             | 18021                  | 1683        | 1                   |



Şekil 5.23. Deney 18-19-20 grafiği

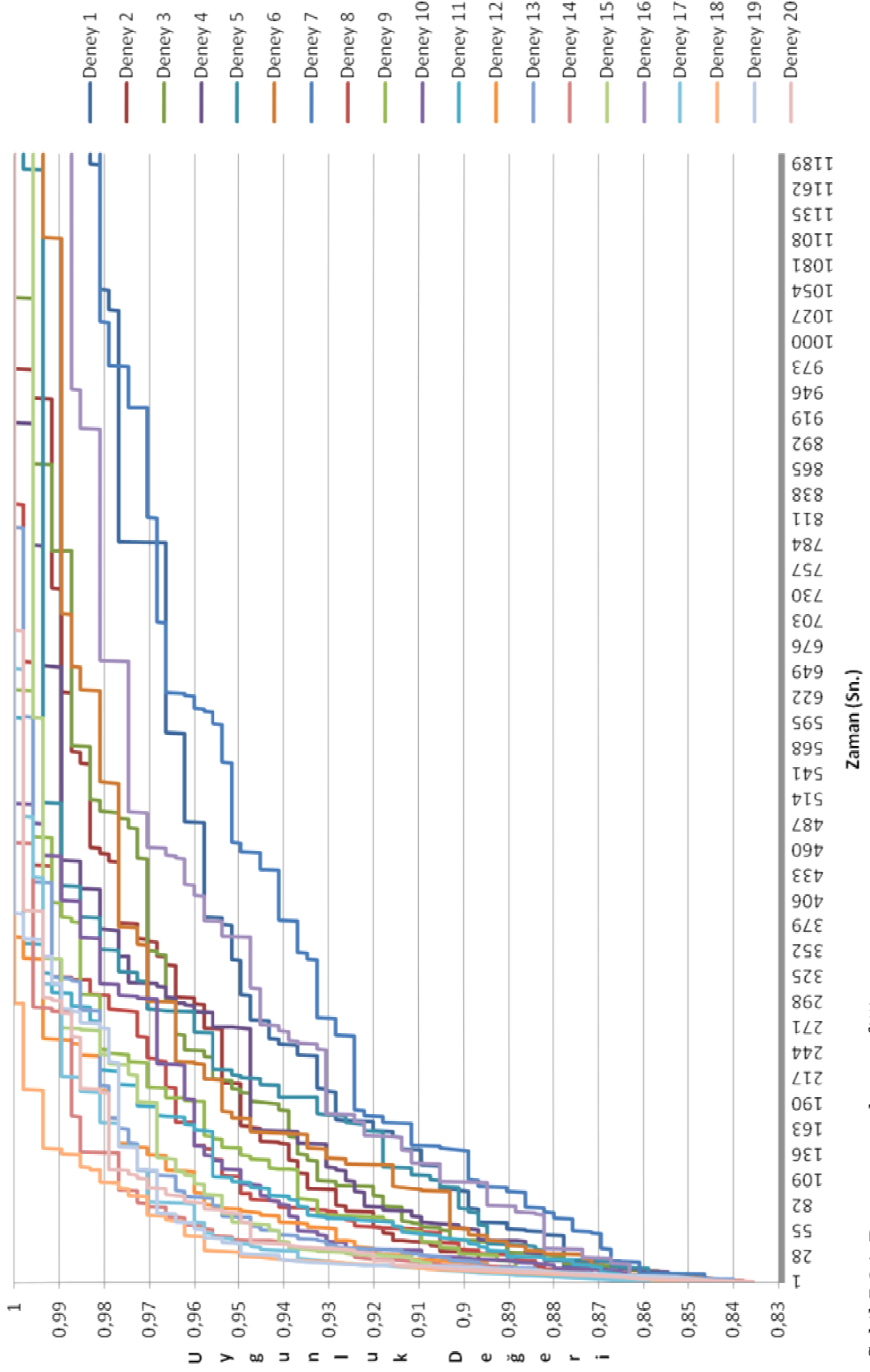
Deney 18-19-20'de birey sayısı, çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı, elitizm sayısı ve diğer parametreler sabit tutularak mutasyon noktası sayısı değiştirilmiş ve en iyi sonucun Şekil 5.23'de görülebileceği gibi deney 18'de elde edildiği gözlenmiştir.

### 5.6.1 Deney sonuçları

Algoritmanın en iyi performans gösterdiği parametreleri belirlemek için yapılan 100'ün üzerindeki deneyler yaklaşık 65 saat sürmüştür. Deneylerle ilgili özet Çizelge 5.24'de verilmiş ve performans grafiği Şekil 5.24'de çizilmiştir. Çizelge 5.24'te ilk sütun deney numarasını diğer sütunlar sırası ile deneyde kullanılan birey sayısı, çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı, elitizm sayısı, çaprazlama noktası ve mutasyon sayısını göstermektedir. Sonraki sütun çözüm zamanını en kısa, en uzun ve ortalama olarak ayırmıştır. Başlangıç popülasyonu rastgele oluşturulduğu için yazılımın çözüm zamanı bu ilk oluşturulan popülasyona göre değişmektedir. Bu yüzden performans değerlendirmesi yapılırken ortalama zamanlar dikkate alınmıştır. Sonraki sütunda çözüme ulaşıldığı andaki jenerasyon sayısı en az, en fazla ve ortalama olarak belirtilmiştir. En son sütunda ortalama çözüm zamanına göre deney performansları sıralanmıştır.

Çizelge 5.24. Deney sonuçları

| Deney No | Birey Sayısı | Çap. Olasılığı | Mut. Olasılığı | Elit. Sayısı | Çap. Noktası | Mut. Noktası | Çözüm Zamanı |         |      | Çözüm Jen. Sayısı |        |       | Perform. Sırası |
|----------|--------------|----------------|----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|---------|------|-------------------|--------|-------|-----------------|
|          |              |                |                |              |              |              | En kısa      | En uzun | Ort. | En Az             | En Çok | Ort.  |                 |
| 1        | 100          | 80%            | 3%             | 2            | 2            | 2            | 2264         | 6310    | 3669 | 28228             | 80052  | 46262 | 16              |
| 2        | 100          | 80%            | 10%            | 2            | 2            | 2            | 972          | 10046   | 4048 | 11690             | 118557 | 48034 | 17              |
| 3        | 100          | 80%            | 20%            | 2            | 2            | 2            | 1048         | 4984    | 2429 | 12155             | 58722  | 28599 | 14              |
| 4        | 100          | 50%            | 10%            | 2            | 2            | 2            | 915          | 3650    | 2061 | 12624             | 51397  | 28357 | 11              |
| 5        | 100          | 90%            | 10%            | 2            | 2            | 2            | 1832         | 4324    | 3104 | 21840             | 5118   | 36794 | 15              |
| 6        | 100          | 90%            | 20%            | 2            | 2            | 2            | 2588         | 6155    | 4155 | 27713             | 65143  | 43775 | 19              |
| 7        | 200          | 50%            | 10%            | 2            | 2            | 2            | 1851         | 8842    | 6215 | 25924             | 124159 | 87500 | 20              |
| 8        | 50           | 50%            | 10%            | 2            | 2            | 2            | 833          | 2599    | 1644 | 12034             | 36611  | 23256 | 9               |
| 9        | 50           | 50%            | 10%            | 4            | 2            | 2            | 474          | 1950    | 1166 | 4568              | 27706  | 15877 | 6               |
| 10       | 50           | 50%            | 10%            | 4            | 2            | 4            | 510          | 3711    | 2256 | 7177              | 51769  | 31993 | 12              |
| 11       | 50           | 50%            | 10%            | 2            | 3            | 2            | 499          | 1327    | 777  | 7367              | 18708  | 11600 | 2               |
| 12       | 50           | 50%            | 10%            | 4            | 3            | 2            | 368          | 1353    | 814  | 7195              | 18789  | 11425 | 3               |
| 13       | 50           | 50%            | 10%            | 4            | 3            | 4            | 803          | 3105    | 1574 | 13824             | 44764  | 22485 | 8               |
| 14       | 50           | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 2            | 468          | 2079    | 968  | 5017              | 22387  | 10380 | 4               |
| 15       | 50           | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 4            | 1322         | 4401    | 2374 | 14083             | 38242  | 23592 | 13              |
| 16       | 200          | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 2            | 2032         | 8579    | 4096 | 21914             | 93481  | 44484 | 18              |
| 17       | 25           | 50%            | 10%            | 4            | 3            | 2            | 654          | 1918    | 1032 | 9583              | 28309  | 15197 | 5               |
| 18       | 25           | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 2            | 298          | 1031    | 582  | 3348              | 11617  | 6533  | 1               |
| 19       | 25           | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 4            | 393          | 4405    | 1448 | 4361              | 47487  | 15818 | 7               |
| 20       | 25           | 90%            | 20%            | 4            | 3            | 3            | 694          | 4578    | 1887 | 7477              | 50237  | 20443 | 10              |



Şekil 5.24. Deney sonuçları grafiği

Çizelge 5.24 ve Şekil 5.24'den görülebileceği gibi deney 18 en hızlı bir şekilde çözüme ulaşmıştır. Deneylerin tamamı incelendiğinde başlangıçta uygunluk değerindeki iyileşmenin oldukça hızlı gerçekleştiği, fakat jenerasyon sayısı arttıkça iyileşmenin azaldığı gözlenmiştir.

Algoritmanın genelinde özellikle birey sayısını azaltmanın çözüme daha hızlı ulaşılmasını sağladığı tespit edilmiştir. Açıklamak gerekirse 200 birey sayısına sahip deney 16 18. sırada, deney 7 20. sırada yer alabilmiştir. En kötü performansa sahip son 10 algoritmanın 7 tanesi ise 100 birey sayısına sahiptir. İlk on performans ise 25 ve 50 birey sayısına sahip algoritmalarından oluşmaktadır. Birey sayısının bu kadar etkili olmasının nedeninin jenerasyonun çeşitlilik kazanmasının daha kolay sağlanması olarak görülebilir. Örneğin 25 adet bireyden oluşan popülasyon içinde 4 adet bireyin elitizm nedeniyle saklanması, diğer seçilen bireylerden çaprazlama ve mutasyon yardımı ile 8 adet üretilmesi popülasyonun yaklaşık %50'sinin değişmesi bu da, çeşitliliğin artması anlamına gelmektedir. 50 kişilik popülasyon için ise bu oran yine yaklaşık %25 olmaktadır ki bu da yüksek bir orandır.

Bunların dışında mutasyon ve çaprazlama olasılığının bu kadar belirgin bir etkisi olmasa da belli bir sınıra artırılmasının olumlu bir etki yarattığı genel olarak görülebilir. Parametrelerin değiştirilmesi ile 6215 sn. süren en kötü performans, gittikçe artarak 582 sn.'ye kadar düşmüş, yani 12 kata kadar performans artışı sağlanmıştır.

En iyi performansı sergileyen deney 18 dolayısıyla en uygun parametreler birey sayısı 25, çaprazlama oranı %90, mutasyon oranı %20, elitizm sayısı 4, mutasyon noktası 2 ve çaprazlama noktası 3 olarak belirlenmiştir.

### 5.7. Uygulama

En iyi performansı sergileyen deney 18 dolayısıyla en uygun parametreler birey sayısı 25, çaprazlama oranı %90, mutasyon oranı %20, elitizm sayısı 4, mutasyon noktası 2 ve çaprazlama noktası 3 olarak belirlenmiştir ve yazılımda bu değerler kullanılmıştır. Yazılım kullanılarak oluşturulan örnek bir ders programı EK-2'de sunulmuştur.

Öncelikle çizelgede kullanılacak olan öğretim elemanı, ders adı, grup sayısı ve mevcudu, kullanılabilecek derslik sayısı ve kapasitesi konfigürasyon dosyasına girilir. Çizelgeye yerleştirilmesi istenilen dersler bu bilgilere göre oluşturulur ve yine konfigürasyon dosyasına girilir. Yazılım çalışmaya başladığında buradan bu bilgileri okur ve her bir ders için bu bilgileri kullanarak bir adet gen oluşturur. Her gen çizelgeye yerleştirilecek bir dersin kodunu, dersi veren öğretim elemanının kodunu, derse katılacak grupların kodunu, laboratuvar ihtiyacını ve dersin süresini içerir. Bunlardan dersin adı, dersi veren öğretim elemanı, derse katılan gruplar ve eğer varsa ders ihtiyacı arayüzde görülebilir (Şekil 5.25). Kromozomdaki boşluklara dersler ile ilgili bilgileri taşıyan genlerin rastgele atanması ile çözümler oluşturulur.

| Sınıf No: 409        | PAZARTESİ                         | SALI                                 | ÇARŞAMBA | PERŞEMBE                             | CUMA                              |
|----------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|----------|--------------------------------------|-----------------------------------|
| Lab: H Kapasite: 135 |                                   |                                      |          |                                      |                                   |
| <b>8:30 - 9:20</b>   | ENM 459<br>OGR. EL. 39<br>/40.Gr/ |                                      |          | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/23.Gr/    |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>  |                                   |                                      |          |                                      | ENM 223<br>OGR. EL. 13<br>/22.Gr/ |
| <b>10:30 - 11:20</b> | Sin Kap Lab Öğr Grp               | MAT 101<br>OGR. EL. 5<br>/1.Gr/2.Gr/ |          | Sin Kap Lab Öğr Grp                  | Sin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>11:30 - 12:20</b> | ENM 207<br>OGR. EL. 15<br>/26.Gr/ |                                      |          |                                      |                                   |
| <b>12:30 - 13:20</b> |                                   |                                      |          |                                      |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b> | Sin Kap Lab Öğr Grp               | Sin Kap Lab Öğr Grp                  |          | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/26.Gr/    | FİZ 103<br>OGR. EL. 3<br>/2.Gr/   |
| <b>14:30 - 15:20</b> | ENM 321<br>OGR. EL. 28<br>/34.Gr/ | ENM 455<br>OGR. EL. 17<br>/41.Gr/    |          | Sin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b> |                                   |                                      |          |                                      |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b> | Sin Kap Lab Öğr Grp               | Sin Kap Lab Öğr Grp                  |          | TAR 111<br>OGR. EL. 6<br>/1.Gr/2.Gr/ | Sin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>17:30 - 18:20</b> |                                   |                                      |          |                                      |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b> |                                   |                                      |          |                                      |                                   |

Şekil 5.25. Ders Gösterimi



Başlangıç popülasyonu kromozomlara işlenen verilere göre derslerin ve diğer bilgilerin haftalık ders çizelgesine ve dersliklere yerleştirilmesi ile oluşturulur. İlk popülasyon rastgele atamalar ile oluşturulur. Daha sonraki adımda bireylerin uygunluk değerleri “Eş. 5.4”te belirtildiği şekilde hesaplanır. Her bir kısıtı sağlayıp sağlamadığı değerlendirilen bireyin uygunluk değeri kısıt sağlanmış ise artırılır. Kısıtların sağlanıp sağlanmadığı her bir dersin altında bulunan Şekil 5.26'da görülebilen 5 adet kısaltma ile anlaşılır. Bunlardan "Sın" sınıf çakışması olup olmadığını, "Kap" sınıf kapasitesinin ders için yeterli olup olmadığını, "Lab" dersin laboratuara ihtiyaç duyması durumunda sağlanıp sağlanmadığını, "Öğr" öğretim elemanları için çakışma olup olmadığını, "Grp" ise grup çakışması olup olmadığını gösterir. İlgili kısıtın sağlanmaması durumunda bu yazılar kırmızıya döner.

| Sınıf No: 408<br>Lab: H Kapasite: 80 | <b>PAZARTESİ</b>                  | <b>SALI</b>                       | <b>ÇARŞAMBA</b>                   | <b>PERŞEMBE</b>                       | <b>CUMA</b>                       |
|--------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                   | ENM 403<br>OGR. EL. 38<br>/40.Grl |                                   | ENM 360<br>OGR. EL. 33<br>/35.Grl | MAT 101<br>OGR. EL. 5<br>/3.Grl/4.Grl | ENM 467<br>OGR. EL. 40<br>/38.Grl |
| <b>9:30 - 10:20</b>                  |                                   | ENM 205<br>OGR. EL. 18<br>/24.Grl |                                   |                                       |                                   |
| <b>10:30 - 11:20</b>                 | Sın Kap Lab Öğr Grp               |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               |                                       | Sın Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>11:30 - 12:20</b>                 |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp                   |                                   |
| <b>12:30 - 13:20</b>                 | ENM 403<br>OGR. EL. 39<br>/41.Grl |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b>                 |                                   |                                   |                                   | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/25.Grl     | ENM 450<br>OGR. EL. 15<br>/38.Grl |
| <b>14:30 - 15:20</b>                 | Sın Kap Lab Öğr Grp               | ENM 317<br>OGR. EL. 31<br>/36.Grl |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>15:30 - 16:20</b>                 | FİZ 103<br>OGR. EL. 3<br>/4.Grl   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b>                 |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               | ENM 207<br>OGR. EL. 14<br>/23.Grl | ENM 207<br>OGR. EL. 15<br>/24.Grl     | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/24.Grl |
| <b>17:30 - 18:20</b>                 |                                   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                 | Sın Kap Lab Öğr Grp               |                                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               | Sın Kap Lab Öğr Grp                   | Sın Kap Lab Öğr Grp               |

Şekil 5.26. Kısıtlar

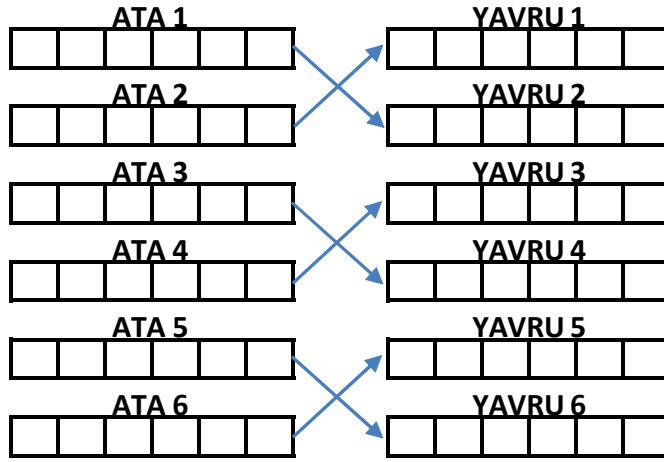
Algoritmayı durdurma kriteri olarak uygunluk değerini belirlenmiştir. Yani uygunluk değeri maksimum değer olan bire vardığında algoritma duracaktır. Her yeni neslin sonunda algoritma uygunluk değerinin sağlanıp sağlanmadığını kontrol eder. Eğer sağlanmış ise çalışmayı durdurur, sağlanmamış ise işleme devam eder. Yazılımın sol üst köşesinde uygunluk değeri, jenerasyon sayısı ve geçen zaman izlenebilir (Şekil 5.27).

**Uygunluk Değeri: 0.982114, Jenerasyon Sayısı: 71985, Geçen Süre (s): 69.00**

| Sınıf No: 404<br>Lab: H   Kapasite: 80 | PAZARTESİ                         | SALI                              | ÇARŞAMBA                              | PERŞEMBE                          | CUMA                                  |
|----------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                     |                                   |                                   | ENM 321<br>OGR. EL. 29<br>/37.Grl     |                                   | ENM 471<br>OGR. EL. 44<br>/40.Grl     |
| <b>9:30 - 10:20</b>                    |                                   | ENM 223<br>OGR. EL. 13<br>/22.Grl |                                       |                                   |                                       |
| <b>10:30 - 11:20</b>                   | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/25.Grl |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   | ENM 403<br>OGR. EL. 38<br>/40.Grl | şin Kap Lab Öğr Grp                   |
| <b>11:30 - 12:20</b>                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                       |                                   | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 23<br>/29.Grl |
| <b>12:30 - 13:20</b>                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | ENM 305<br>OGR. EL. 26<br>/33.Grl     | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                       |
| <b>13:30 - 14:20</b>                   | ENM 321<br>OGR. EL. 28<br>/35.Grl |                                   |                                       |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   |
| <b>14:30 - 15:20</b>                   |                                   | ENM 351<br>OGR. EL. 26<br>/36.Grl |                                       | ENM 207<br>OGR. EL. 15<br>/26.Grl |                                       |
| <b>15:30 - 16:20</b>                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   |                                   | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/23.Grl     |
| <b>16:30 - 17:20</b>                   | ENM 363<br>OGR. EL. 36<br>/36.Grl | şin Kap Lab Öğr Grp               | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 23<br>/30.Grl | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                       |
| <b>17:30 - 18:20</b>                   |                                   |                                   |                                       |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   |                                   |                                       |

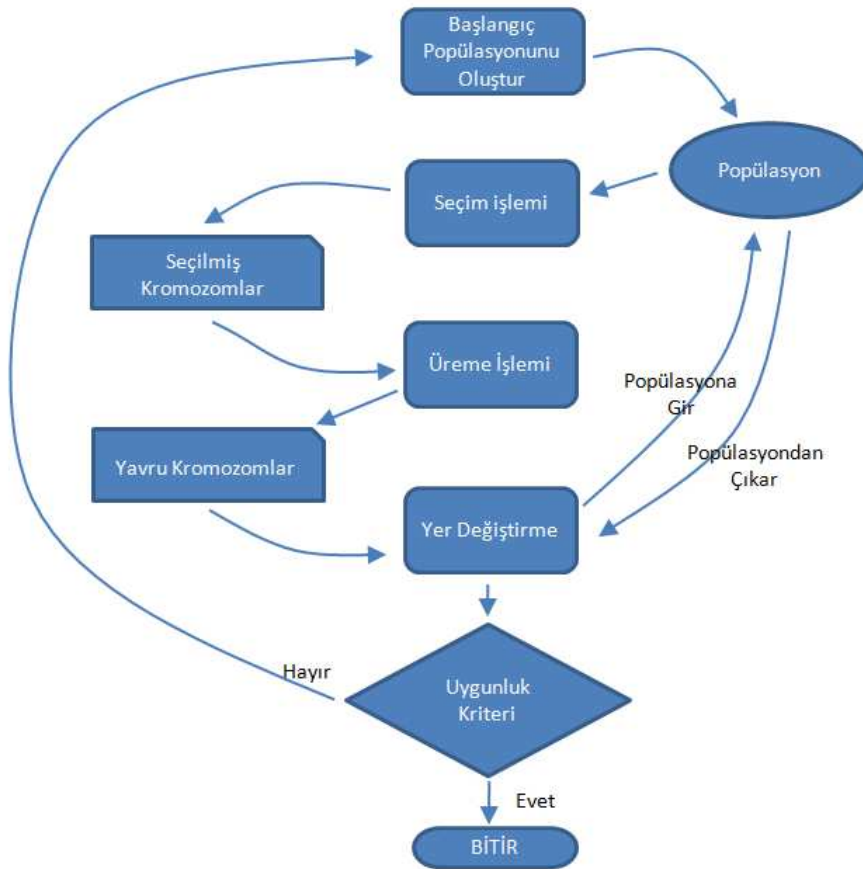
Şekil 5.27. Uygunluk değeri

Popülasyon üzerinde seçim, üreme gibi operasyonlar uygulanır. Popülasyon sayısı her zaman sabit tutulur. Seçim işlemi için turnuva seçim yöntemi kullanılmıştır. İhtiyaç duyulandan daha fazla sayıda rastgele kromozomlar seçilir ve bunlar kendi arasında değerlendirilerek en yüksek uygunluk değerine sahip istenilen sayıda kromozoma indirilir. Popülasyondan çıkarılacak kromozomlar ise rastgele seçilir. Fakat popülasyondaki en iyi bireylerin yok olmasını önlemek için bu yönteme ek olarak elitizm kullanılmıştır. Elitizm istenilen sayıda en yüksek uygunluk değerine sahip kromozomu korur ve bunları otomatik olarak bir sonraki nesle aktarır. Bu çalışmada klasik genetik algoritma yerine artımlı (incremental) genetik algoritma kullanılmıştır. Klasik genetik algorithmadan farklı olarak popülasyonlardaki en iyi ve en kötü birkaç kromozomu takip ederek, bir sonraki popülasyonda sadece bunların yerlerini değiştir. Genellikle tespit edilen en kötü kromozomlar yeni nesil ile yer değişir. Klasik genetik algorithmada ise popülasyonun tamamı yer değiştirmektedir. Üreme operatörü üremek için seçilen bireyler arasından ilk iki atayı seçer ve 2 adet yavru üretir. Yeterli yavru sayısına ulaşılan kadar işleme devam edilir. Bu işlem aşağıdaki şekilde gösterilebilir.

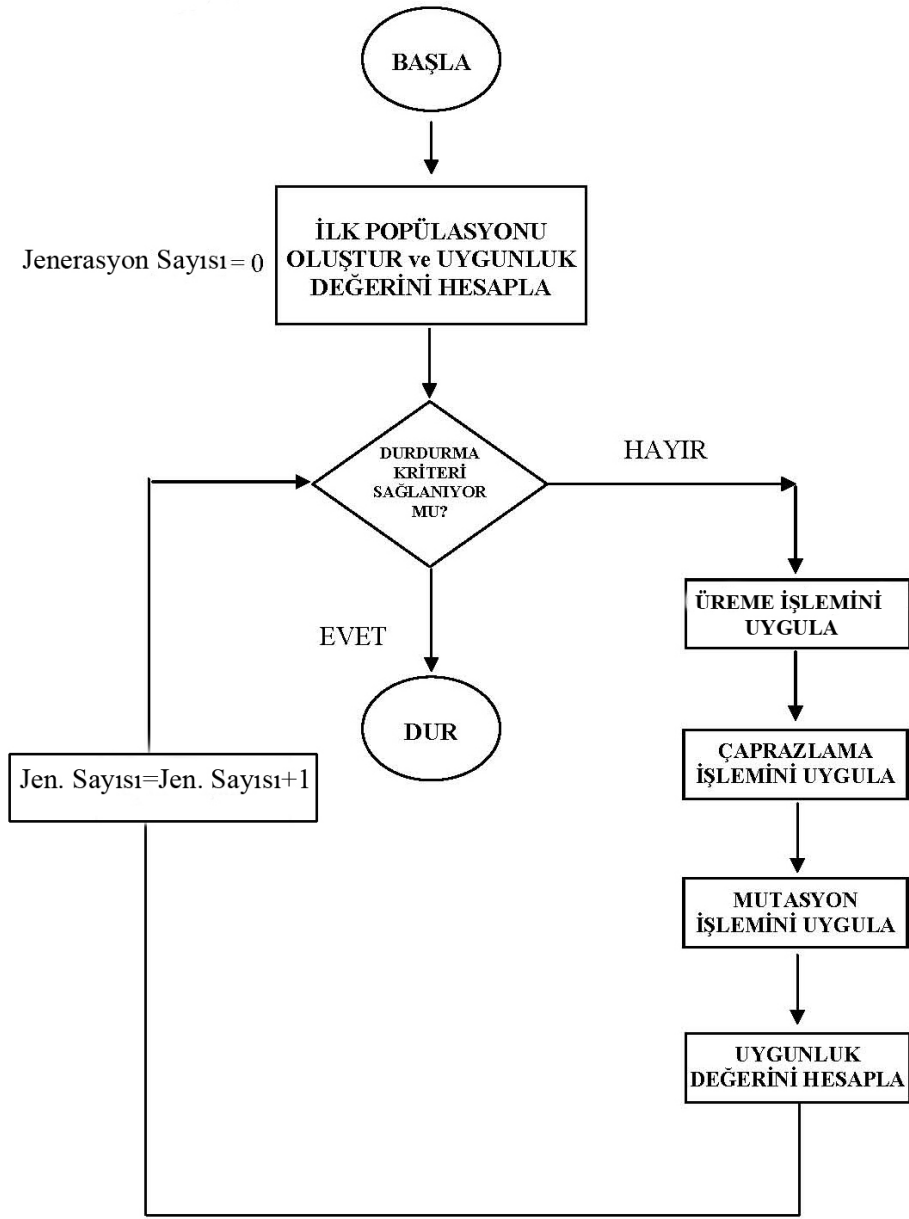


Şekil 5.28. Üreme işlemi

Algoritmanın genel işleyişi ve akış diyagramı Şekil 5.29 ve Şekil 5.30'da gösterilmektedir.



Şekil 5.29. Artımlı genetik algoritma



Şekil 5.30. Genetik algoritma akış diyagramı

## 6. SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada ders çizelgeleme yapan bir genetik algoritma geliştirmiştir. Genetik algoritmanın performansının ayarlanabilmesi ise ayrı bir optimizasyon problemidir ve parametrelerin nasıl ayarlandığı ile yakından ilgilidir. Bu ayarlara göre kötü veya iyi performans ortaya çıkabilir. Genetik algoritmanın çalıştırılması ile birlikte başlangıçta uygunluk değerinde hızlı bir gelişme gözlenmiş, jenerasyon sayısının artması ile iyileşme süreci yavaşlamıştır. Genetik algoritmanın parametreleri ayarlanarak performansı 12 kata kadar artırılmıştır. En iyi sonuca birey sayısı 25, çaprazlama oranı %90, mutasyon oranı %20, elitizm sayısı 4, mutasyon noktası 2 ve çaprazlama noktası 3 olarak seçilerek ulaşılmıştır. Bu genetik algoritmaların çalışmasında kendisi de optimizasyon problemi olan parametrelerin ayarlanması işinin performans açısından ne kadar önemli olduğunu bir kez daha ortaya koymuştur.

Öğretmenlerin ders istediği günleri ve zamanı seçebilmesi, istenilen derslerin sadece belirli zaman aralıklarına yerleştirilebilmesi, derslerin istenilen şekilde ders saatlerine bölünebilmesi ve bu şekilde çizelgeye yerleştirilmesi, bazı derslerin önceden çizelgede belirli yerlere yerleştirilerek geri kalan derslerin uygun şekilde çizelgelemesinin yapılması gibi özelliklerin yazılıma eklenmesi ve performansın daha iyi hale getirilebilmesi için tabu arama, tepe tırmanış vb. yöntemler ile genetik algoritmaların bir arada kullanılması ileride yapılması düşünülen çalışmalar arasındadır.

## KAYNAKLAR

- Adamidis, P., Arapakis, P., "Evolutionary Algorithms in Lecture Timetabling", *Evolutionary Computation, Proceedings of the 1999 Congress*, Washington, USA, 2: 1145-1151 (1999).
- Agustin-Blas, L. E., Salcedo-Sanz, S., Ortiz-Garcia, E. G., Portilla-Figueras, A., Perez-Bellido, A.M., "A hybrid grouping genetic algorithm for assigning students to preferred laboratory groups", *Expert Systems with Applications*, 36 (3): 7234-7241 (2009).
- Anderson, A., Simpson, A. R., "Genetic Algorithm Optimization Software in FORTRAN Research Report No. R136", *Department of Civil and Environmental Engineering*, The University of Adelaide, 1-33 (1996).
- Arous, N., Abdallah, S. B., Ellouze, N., "Evolutionary Potential Timetables Optimization by Means of Genetic and Greedy Algorithms", *Proceedings of the 1999 International Conference on Information Intelligence and Systems*, Washington, USA, 24-31 (1999).
- Beligiannis, G. N., Moschopoulos, C. N., Kaperonis, G. P., Likothanassis, S. D., "Applying evolutionary computation to the school timetabling problem: The Greek case", *Computers & Operations Research*, In Press, Corrected Proof, Available online 10 October 2006, 1265-1280 (2006).
- Bhatt, V., Sahajpal, R., "Lecture Timetabling Using Hybrid Genetic Algorithms", Intelligent Sensing and Information Processing, *Proceedings of International Conference on 2004*, Chennai, India, 29-34 (2004).
- Blum, C., Correia, S., Paechter, B., Rossi-Doria, O., Snoek, M., "A GA Evolving Instructions for a Timetable Builder", *Proceedings of the 4th International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling (PATAT 2002)*, Gent, Belgium, 120-123 (2002).
- Blum, C., Sampels, M., "An Ant Colony Optimization Algorithm for Shop Scheduling Problems", *Journal of Mathematical Modeling and Algorithms*, 3: 285-308 (2004).
- Bolat, B., Erol, K.O., İmrak, C.E., "Mühendislik uygulamalarında genetik algoritma ve operatörlerin işlevleri", *Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 4: 264-271 (2004).
- Botsalı, A. R., "A Timetabling Problem: Constraint and Mathematical approaches", Master Dissertation, *The Institute of Engineering and Sciences of Bilkent University*, Ankara, 1-15 (2000).
- Buckles, B. P., Petry, F. E., "Genetic Algorithms", Los Alamitos, *The IEEE Computer Society Press*, 1-10 (1999).

Burke, E. K., Elliman, D., Weare, R., "A Genetic Algorithm Based University Timetabling System", ***Proceeding of the 2nd East-West International Conference on Computer Technologies in Education***, University Park, Nottingham, 35-40 (1994).

Burke, E. K., Newall, J. P., "A Multistage Evolutionary Algorithm for the Timetable Problem", ***IEEE Transactions On Evolutionary Computation***, 3 (1): 63-74 (1999).

Burke, E. K., McCollum, B., Meisels, A., Petrovic, S., Qu, R., "A Graph-based Hyperheuristic for Educational Timetabling Problems", ***European Journal of Operational Research***, 176: 177–192 (2007).

Cambazard, H., Demazeau, F., Jussien, N., David, P., "Interactively Solving School Timetabling Problems Using Extensions of Constraint Programming", ***Practice and Theory of Automated Timetabling V, 5th International Conference***, Pittsburgh, PA, USA, Revised Selected Papers. Springer Lecture Notes in Computer Science, 3616: 190-207 (2005).

Chan, F.T.S., Chung, S.H., Wadhwa, S., "A hybrid genetic algorithm for production and distribution", ***The International Journal of Management Science***, 33: 345-555 (2005).

Chen, T.Y., Chung-Jei, C., "Improvements of simple genetic algorithm in structural design", ***Int. Journal for Numerical Methods in Engineering***, 40:1323-1334 (1997).

Chen, M., Zalzal, A. M. S., "A genetic approach to motion planning of redundant mobile manipulator systems considering safety and configuration", ***Journal of Robotic Systems***, 14 (7): 529-544 (1997).

Costa, D., "A Tabu Search Algorithm For Computing An Operational Timetable", ***European Journal of Operational Research***, 76 (1994).

Cote, P., Wong, T., Sabouri, R., "Application of a hybrid multi-objective evolutionary algorithm to the uncapacitated exam proximity problem", Selected Papers from the 60 5th International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling, Pittsburgh, PA, USA, ***Springer Lecture Notes in Computer Science***, 3616: 151-168 (2005).

Çivril, H., "Hemşire Çizelgeleme Probleminin Genetik Algoritma İle Çözümü", ***Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü***, Yüksek Lisans Tezi, Isparta, 1-2 (2009).

Çoruhlu, A., "Sınav Personel Çizelgeleme Modeli", Yüksek Lisans Tezi, ***Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü***, Ankara, 1-26 (2007).

Daskalaki, S., Birbas, T., Housos, E., "An Integer Programming Formulation for a Case Study in University Timetabling", *European Journal of Operational Research*, 153 (1): 117-135 (2004).

Daskalaki, S., Birbas, T., "Efficient Solutions for a University Timetabling Problem Through Integer Programming", *European Journal of Operational Research*, 160 (1): 106-120 (2005).

Davis, L., "Handbook of Genetic Algorithms", New York: **Van Nostrand Reinhold**. 144-165 (1991).

Dowsland, K. A., Thompson, J. M., "Ant Colony Optimization for the Examination Scheduling Problem", *Journal of the Operational Research Society*, 56: 426-438 (2005).

Erben, W., Keppler, J., "A Genetic Algorithm Solving a Weekly Course-Timetabling Problem", *Proceedings of the First International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling (ICPTAT)*, Napier University, Edinburg, 21-32 (1995).

Erdoğan, P., "Atama Modellerinde Timetabling Problemi ve Ders Çizelgeleme için Uygulama Geliştirme Denemesi", Doktora Tezi, *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü*, Erzurum, 76-82 (2003).

Gen, M., "Genetic Algorithms and Industrial Engineering", *Computers and Industrial Engineering*, 30 (4): 835-837 (1996).

Gen, M., Cheng, R., "Genetic Algorithms and Engineering Design", New York: **John Wiley & Sons, Inc.**, 33-50 (1997).

Goldberg, D. E., "Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning", **Addison Wesley Publishing Inc.**, NJ, USA, (1975).

Goldberg, D. E., "Sizing populations for serial and parallel genetic algorithms", Derl.: Bill P.Buckles and Frederick E. Petry, Washington: **IEEE Computer Society Press**, Technology Series, 20-29 (1992).

Grefenstette, J., "Optimisation of Control Parameters for Genetic Algorithms", *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on (0018-9472)*, 16 (1): 122-128 (1986).

Guo, P., Chen, J., Zhu, L., "The design and implementation of timetable system based on genetic algorithm", *Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC), 2011 International Conference*, 1497-1500 (2011).

Gülcü, A., "Yapay Zeka Tekniklerinden Genetik Algoritma ve Tabu Arama Yöntemlerinin Eğitim Kurumlarının Haftalık Ders Programlarının Hazırlanmasında



Kullanımı", **Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 1-2 (2006).

Haupt, R. L., Haupt, S. E., "Practical Genetic Algorithms", New Jersey: **Second edition, Jhon Wiley & Sons Inc.**, 131-135 (2004).

Kahvecioğlu, A., "Onarılabilir elemanlara önleyici bakımın etkisi ve optimizasyonu", **Mühendis ve Makine**, 45 (531): 43-51 (2004).

Kalaycı, T. E., "Yapay Zeka Teknikleri Kullanan Üç Boyutlu Grafik Yazılımları İçin "Extensible 3d" (x3d) ile Bir Altyapı Oluşturulması ve Gerçekleştirimi", Yüksek Lisans Tezi, **Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, İzmir, 66-83 (2006).

İnternet: KTH School of Computer Science and Communication, Web adı " A compendium of NP optimization problems" <http://www.nada.kth.se/~viggo/problemist/compendium.html> (2005).

Kanoh, H., Sakamoto, Y., "Interactive Timetabling System Using Knowledge-Based Genetic Algorithms", **IEEE International Conference On Systems, Man, And Cybernetics, Conference Proceedings**, 1-7: 5852-5857 (2004).

Karaboğa, D., "Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları", **Atlas Yayın Dağıtım**, Çağaloğlu, İstanbul, 35-40 (2004).

Kedar S., N., Wu, S. D., Storer, R. H., "Problem space search algorithms for resource constrained project scheduling", **Annals of Operations Research**, 70: 307-326 (1997).

Koza, J. R., "Two ways of discovering the size and shape of a computer program to solve a problem", **Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithm**, 287-294 (1995).

Lai, L., Hsueh, N., Huang, L., Chen, T., "An Artificial Intelligence Approach to Course Timetabling", **Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI'06)**, Washington D.C., USA, 389-396, (2006).

Legierski, W., Widawski, R., "System of Automated Timetabling", **25th Int.Conf. Information Technology Interfaces ITI 2003**, Cavtat, Croatia, 495-500, (2003).

Mahdi, O., Ainon, R.N., Zainuddin, R., "Using a Genetic Algorithm Optimizer Tool to Generate Good Quality Timetables", Electronics, Circuits and Systems, ICECS 2003, Sharjah, United Arab Emirates, **Proceedings of the 2003 10th IEEE International Conference**, 3: 1300-1303 (2003).

Melanie, M., Taylor, C. E., "Evolutionary computations: an overview", **Annual Review of Ecology ad Systematics**, 30: 593-616 (1999).

Mendes, J. J. M., Gonçalves, J. F., Resende, M. G. C. "Random key based genetic algorithm for the resource constrained project scheduling problem" , **Computers & Operations Research**, 36: 92-109 (2005).

Mori, M., Ching Chih, T., "A genetic algorithm for multi-mode resource constrained project scheduling problem", **European Journal of Operational Research**, 100 (1): 134-141 (1997).

Nabiyev, V. V., "Yapay Zeka (Problemler – Yöntemler – Algoritmalar)", **Seçkin Yayıncılık**, Ankara 1-5 (2005).

Nakamura, M., N.Yamashiro, Y.G., Matsumura, T., Onaga, K., "Iterative parallel genetic algorithms based on biased initial population", **IEICE Trans. Fundamentals**, (April), 88-A (4): 923-929 (2005).

Nearchou, A. C., "Path planning of mobile robot using genetic heuristics", **Robotica** , **Cambridge University Press**, 16: 575-588 (1998).

Nedjah, N., Mourelle, L. M., "Evolutionary Time Scheduling", **Information Technology: Coding and Computing, 2004. Proceedings. ITCC 2004. International Conference on 5-7 April 2004**, 2: 357 - 361 (2004).

Özcan, E., Alkan, A., "Timetabling using a Steady State Genetic Algorithm", **Proceedings of the 4th International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling (PATAT02)**, Yeditepe University, İstanbul, Turkey, 104-107 (2002).

Özsağlam, M. Y., "Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Gezgin Satıcı Problemine Uygulanması ve Performansının İncelenmesi", **Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Yüksek Lisans Tezi, Konya, 21-27 (2009).

Paksoy, S., "Genetik Algoritma İle Proje Çizelgeleme", **Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü**, Doktora Tezi, Adana, 20-25 (2007).

Piechowiak, S., Kolski, C., "Towards a Generic Object Oriented Decision Support System for University Timetabling: An Interactive Approach", **International Journal of Information Technology & Decision Making**, 3 (1): 179–208 (2004).

Pillay, N., Banzhaf, W., "An informed genetic algorithm for the examination timetabling problem", **Applied Soft Computing** (1568-4946), 10 (2): 457-467 (2010).

Santiago-Mozos, R., Salcedo-Sanz, S., DePrado-Cumplido, M., Bousono-Calzon, C., "A Two-Phase Heuristic Evolutionary Algorithm for Personalizing Course Timetables: A Case Study in a Spanish University", **Computers & Operations Research**, 32 (7): 1761-1776 (2005).

Schaerf, A., "Local Search Techniques for Large High School Timetabling Problems", **Systems, Man and Cybernetics, Part A, IEEE Transactions**, 29 (4): 368-377 (1999).

Shapiro, J., "Genetic algorithms in machine learning", **Lecture Notes in Computer Science**. 2049: 146-168 (2001).

Sigl, B., Golub, M., Mornar, V., "Solving Timetable Scheduling Problem Using Genetic Algorithms", Information Technology Interfaces, ITI 2003, **Proceedings of the 25th International Conference**, Dubrovnik, Croatia, 519 – 524 (2003).

Soria-Alcaraz, J. A., Carpio, M., Puga, H., "A new approach of Design for the Academic Timetabling problem through Genetic Algorithms", **Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA)**, 96-101 (2010).

Şen, Z., "Genetik Algoritmalar ve En İyileme Yöntemleri", **Su Vakfı**, İstanbul, 33-50 (2004).

Taç, K. C., "Genetik Algoritma Kullanılarak Haftalık Ders Programı Zaman Çizelgeleme Yazılımının Geliştirilmesi", **Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 2-7 (2006).

Tokmak, M., "Yapay Arı Kolonisi Algoritması İle Ders Çizelgeleme Probleminin Çözümü", **Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**, Yüksek Lisans Tezi, Isparta, 1-2 (2011).

Uçaner, M. E., Özdemir, O.N., "Genetic algoritmalar ile içme suyu şebekelerinde ek klorlama optimizasyonu", **Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, 17 (4): 157-170 (2002).

Peng-Yi, W., Ming, L., "Genetic algorithm optimized resource activity critical path method", **Proceedings of the First Conference on Machine Learning and Cybernetics**, 4: 1978-1982 (2002).

Yeo, M. F., Agyei, E. O., "Optimising engineering problems using genetic algorithms", **Engineering Computations**, 15 (2): 268-280 (1998).

Youssef, H., Sait, S. M., Adiche, H., "Evolutionary Algorithms, Simulated Annealing and Tabu Search: A comparative Study", **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 14: 167 (2001).

Yu, E., Sung, K., "A Genetic Algorithm for a University Weekly Courses Timetabling Problem", International Federation of Operational Research Societies, **Published by Blackwell Publishers Ltd.**, 9: 703-717 (2002).

Zhang, L., Lau, S.K., "Constructing university timetable using constraint satisfaction programming approach", **Proceedings of the 2005 International Conference on**

***Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'05), Vienna, Austria, 55-60 (2005).***

**EKLER**

EK-1. 2011-2012 Güz dönemi ders tablosu

| 2011-2012 Güz Dönemi Lisans Dersleri |             |                                    |      |             |           |              |     |
|--------------------------------------|-------------|------------------------------------|------|-------------|-----------|--------------|-----|
| No                                   | Ders Kodu   | Dersler                            | Saat | Öğr. El.    | Gruplar   | Grup Mevcudu | Lab |
| 1. Sınıf                             |             |                                    |      |             |           |              |     |
| 1                                    | FİZ 103     | Fizik I                            | 4    | ÖĞR. EL. 2  | Gr1       | 60           | H   |
|                                      |             | Fizik I                            | 4    | ÖĞR. EL. 3  | Gr2       | 60           | H   |
|                                      |             | Fizik I                            | 4    | ÖĞR. EL. 4  | Gr3       | 60           | H   |
|                                      |             | Fizik I                            | 4    | ÖĞR. EL. 3  | Gr4       | 60           | H   |
| 2                                    | MAT 101     | Matematik I                        | 4    | ÖĞR. EL. 5  | Gr1+Gr2   | 120          | H   |
|                                      |             | Matematik I                        | 4    | ÖĞR. EL. 5  | Gr3+Gr4   | 120          | H   |
| 3                                    | TAR 111     | Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tar. I | 2    | ÖĞR. EL. 6  | Gr1+Gr2   | 120          | H   |
|                                      |             | Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tar. I | 2    | ÖĞR. EL. 6  | Gr3+Gr4   | 120          | H   |
| 4                                    | YAD-ING 103 | İngilizce İletişim I               | 3    | ÖĞR. EL. 10 | Gr5       | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim I               | 3    | ÖĞR. EL. 10 | Gr6       | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim I               | 3    | ÖĞR. EL. 11 | Gr7       | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim I               | 3    | ÖĞR. EL. 11 | Gr8       | 60           | H   |
| 5                                    | MM 103      | Bilg. Destekli Teknik Resim        | 3    | ÖĞR. EL. 1  | Gr9       | 80           | E   |
|                                      |             | Bilg. Destekli Teknik Resim        | 3    | ÖĞR. EL. 1  | Gr10      | 80           | E   |
|                                      |             | Bilg. Destekli Teknik Resim        | 3    | ÖĞR. EL. 1  | Gr11      | 80           | E   |
| 6                                    | KİM 103     | Kimya                              | 4    | ÖĞR. EL. 7  | Gr12+Gr13 | 60           | H   |
|                                      |             | Kimya                              | 4    | ÖĞR. EL. 8  | Gr14+G15  | 60           | H   |
|                                      |             | Kimya                              | 4    | ÖĞR. EL. 9  | Gr16+Gr17 | 60           | H   |
|                                      |             | Kimya                              | 4    | ÖĞR. EL. 7  | Gr18+Gr19 | 60           | H   |
| 7                                    | KİM 151     | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 7  | Gr12      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 7  | Gr13      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 8  | Gr14      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 8  | Gr15      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 9  | Gr16      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 9  | Gr17      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 7  | Gr18      | 30           | E   |
|                                      |             | Kimya Lab                          | 2    | ÖĞR. EL. 7  | Gr19      | 30           | E   |

EK-1.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders tablosu

| 2011-2012 Güz Dönemi Lisans Dersleri |             |                               |      |             |           |              |     |
|--------------------------------------|-------------|-------------------------------|------|-------------|-----------|--------------|-----|
| No                                   | Ders Kodu   | Dersler                       | Saat | Öğr. El.    | Gruplar   | Grup Mevcudu | Lab |
| 2. Sınıf                             |             |                               |      |             |           |              |     |
| 8                                    | ENM 223     | Malzeme Bilgisi               | 3    | ÖĞR. EL. 12 | Gr20      | 80           | H   |
|                                      |             | Malzeme Bilgisi               | 3    | ÖĞR. EL. 12 | Gr21      | 80           | H   |
|                                      |             | Malzeme Bilgisi               | 3    | ÖĞR. EL. 13 | Gr22      | 80           | H   |
| 9                                    | ENM 207     | Olasılık                      | 3    | ÖĞR. EL. 14 | Gr23      | 60           | H   |
|                                      |             | Olasılık                      | 3    | ÖĞR. EL. 15 | Gr24      | 60           | H   |
|                                      |             | Olasılık                      | 3    | ÖĞR. EL. 14 | Gr25      | 60           | H   |
|                                      |             | Olasılık                      | 3    | ÖĞR. EL. 15 | Gr26      | 60           | H   |
| 10                                   | ENM 211     | Genel Ekonomi                 | 3    | ÖĞR. EL. 16 | Gr23      | 60           | H   |
|                                      |             | Genel Ekonomi                 | 3    | ÖĞR. EL. 16 | Gr24      | 60           | H   |
|                                      |             | Genel Ekonomi                 | 3    | ÖĞR. EL. 16 | Gr25      | 60           | H   |
|                                      |             | Genel Ekonomi                 | 3    | ÖĞR. EL. 16 | Gr26      | 60           | H   |
| 11                                   | ENM 205     | Lineer Cebir                  | 3    | ÖĞR. EL. 17 | Gr23      | 60           | H   |
|                                      |             | Lineer Cebir                  | 3    | ÖĞR. EL. 18 | Gr24      | 60           | H   |
|                                      |             | Lineer Cebir                  | 3    | ÖĞR. EL. 17 | Gr25      | 60           | H   |
|                                      |             | Lineer Cebir                  | 3    | ÖĞR. EL. 18 | Gr26      | 60           | H   |
| 12                                   | ENM 215     | Maliyet Analizi               | 3    | ÖĞR. EL. 19 | Gr23      | 60           | H   |
|                                      |             | Maliyet Analizi               | 3    | ÖĞR. EL. 19 | Gr24      | 60           | H   |
|                                      |             | Maliyet Analizi               | 3    | ÖĞR. EL. 19 | Gr25      | 60           | H   |
|                                      |             | Maliyet Analizi               | 3    | ÖĞR. EL. 19 | Gr26      | 60           | H   |
| 13                                   | ENM 219     | Elektrik Devreleri ve Kontrol | 2    | ÖĞR. EL. 20 | Gr23      | 60           | H   |
|                                      |             | Elektrik Devreleri ve Kontrol | 2    | ÖĞR. EL. 20 | Gr24      | 60           | H   |
|                                      |             | Elektrik Devreleri ve Kontrol | 2    | ÖĞR. EL. 21 | Gr25      | 60           | H   |
|                                      |             | Elektrik Devreleri ve Kontrol | 2    | ÖĞR. EL. 21 | Gr26      | 60           | H   |
| 14                                   | YAD-ING 203 | İngilizce İletişim III        | 3    | ÖĞR. EL. 22 | Gr27      | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim III        | 3    | ÖĞR. EL. 22 | Gr28      | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim III        | 3    | ÖĞR. EL. 23 | Gr29      | 60           | H   |
|                                      |             | İngilizce İletişim III        | 3    | ÖĞR. EL. 23 | Gr30      | 60           | H   |
| 15                                   | TUR 211     | Türk Dili I                   | 2    | ÖĞR. EL. 24 | Gr23+Gr24 | 120          | H   |
|                                      |             | Türk Dili I                   | 2    | ÖĞR. EL. 24 | Gr25+Gr26 | 120          | H   |

EK-1.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders tablosu

| 2011-2012 Güz Dönemi Lisans Dersleri |           |                         |      |             |         |              |     |
|--------------------------------------|-----------|-------------------------|------|-------------|---------|--------------|-----|
| No                                   | Ders Kodu | Dersler                 | Saat | Öğr. El.    | Gruplar | Grup Mevcudu | Lab |
| 3. Sınıf                             |           |                         |      |             |         |              |     |
| 16                                   | ENM 305   | Yöneylem Araştırması II | 4    | ÖĞR. EL. 25 | Gr31    | 80           | H   |
|                                      |           | Yöneylem Araştırması II | 4    | ÖĞR. EL. 26 | Gr32    | 80           | H   |
|                                      |           | Yöneylem Araştırması II | 4    | ÖĞR. EL. 26 | Gr33    | 80           | H   |
| 17                                   | ENM 307   | Mühendislik Ekonomisi   | 3    | ÖĞR. EL. 18 | Gr31    | 80           | H   |
|                                      |           | Mühendislik Ekonomisi   | 3    | ÖĞR. EL. 27 | Gr32    | 80           | H   |
|                                      |           | Mühendislik Ekonomisi   | 3    | ÖĞR. EL. 27 | Gr33    | 80           | H   |
| 18                                   | ENM 321   | İnsan Mühendisliği      | 3    | ÖĞR. EL. 28 | Gr34    | 60           | H   |
|                                      |           | İnsan Mühendisliği      | 3    | ÖĞR. EL. 28 | Gr35    | 60           | H   |
|                                      |           | İnsan Mühendisliği      | 3    | ÖĞR. EL. 29 | Gr36    | 60           | H   |
|                                      |           | İnsan Mühendisliği      | 3    | ÖĞR. EL. 29 | Gr37    | 60           | H   |
| 19                                   | ENM 317   | Tesis Planlama          | 3    | ÖĞR. EL. 30 | Gr34    | 60           | H   |
|                                      |           | Tesis Planlama          | 3    | ÖĞR. EL. 31 | Gr35    | 60           | H   |
|                                      |           | Tesis Planlama          | 3    | ÖĞR. EL. 31 | Gr36    | 60           | H   |
|                                      |           | Tesis Planlama          | 3    | ÖĞR. EL. 32 | Gr37    | 60           | H   |
| 20                                   | ENM 370   | Veri Madenciliği        | 3    | ÖĞR. EL. 29 | Gr34    | 60           | H   |
| 21                                   | ENM 361   | Pazarlama               | 3    | ÖĞR. EL. 33 | Gr35    | 60           | H   |
| 22                                   | ENM 351   | Proje Yönetimi          | 3    | ÖĞR. EL. 26 | Gr36    | 60           | H   |
| 23                                   | ENM 364   | Yapılabilirlik Analizi  | 3    | ÖĞR. EL. 34 | Gr37    | 60           | H   |
| 24                                   | ENM 359   | Programlama Dilleri     | 3    | ÖĞR. EL. 35 | Gr34    | 60           | H   |
| 25                                   | ENM 360   | Finans Yönetimi         | 3    | ÖĞR. EL. 33 | Gr35    | 60           | H   |
| 26                                   | ENM 363   | Teknoloji Yönetimi      | 3    | ÖĞR. EL. 36 | Gr36    | 60           | H   |



EK-1.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders tablosu

| 2011-2012 Güz Dönemi Lisans Dersleri |           |                            |      |                |         |              |     |
|--------------------------------------|-----------|----------------------------|------|----------------|---------|--------------|-----|
| No                                   | Ders Kodu | Dersler                    | Saat | Öğr. El.       | Gruplar | Grup Mevcudu | Lab |
| 4. Sınıf                             |           |                            |      |                |         |              |     |
| 27                                   | ENM 403   | Üretim Sistemleri          | 3    | ÖĞR. EL.<br>35 | Gr38    | 60           | H   |
|                                      |           | Üretim Sistemleri          | 3    | ÖĞR. EL.<br>37 | Gr39    | 60           | H   |
|                                      |           | Üretim Sistemleri          | 3    | ÖĞR. EL.<br>38 | Gr40    | 60           | H   |
|                                      |           | Üretim Sistemleri          | 3    | ÖĞR. EL.<br>39 | Gr41    | 60           | H   |
| 28                                   | ENM 407   | Kalite Planlama ve Kontrol | 3    | ÖĞR. EL.<br>40 | Gr38    | 60           | H   |
|                                      |           | Kalite Planlama ve Kontrol | 3    | ÖĞR. EL.<br>40 | Gr39    | 60           | H   |
|                                      |           | Kalite Planlama ve Kontrol | 3    | ÖĞR. EL.<br>41 | Gr40    | 60           | H   |
|                                      |           | Kalite Planlama ve Kontrol | 3    | ÖĞR. EL.<br>41 | Gr41    | 60           | H   |
| 29                                   | ENM 450   | Karar Analizi              | 3    | ÖĞR. EL.<br>15 | Gr38    | 60           | H   |
| 30                                   | ENM 452   | Hizmet Sistemleri          | 3    | ÖĞR. EL.<br>42 | Gr39    | 60           | H   |
| 31                                   | ENM 459   | Bakım Planlaması           | 3    | ÖĞR. EL.<br>39 | Gr40    | 60           | H   |
| 32                                   | ENM 455   | Üret.Dağ.Sis.              | 3    | ÖĞR. EL.<br>17 | Gr41    | 60           | H   |
| 33                                   | ENM 467   | Stok Yönetimi              | 3    | ÖĞR. EL.<br>40 | Gr38    | 60           | H   |
| 34                                   | ENM 470   | Mod. İmalat Sis.           | 3    | ÖĞR. EL.<br>38 | Gr39    | 60           | H   |
| 35                                   | ENM 468   | End. Müh. Özel Kon.        | 3    | ÖĞR. EL.<br>42 | Gr40    | 60           | H   |
| 36                                   | ENM 469   | Yön.Arş.Özel Kon.          | 3    | ÖĞR. EL.<br>43 | Gr41    | 60           | H   |
| 37                                   | ENM 471   | İş Sağlığı ve Güvenliği    | 3    | ÖĞR. EL.<br>44 | Gr40    | 60           | H   |
| 38                                   | ENM 463   | Kalite Yönetimi            | 3    | ÖĞR. EL.<br>36 | Gr41    | 60           | H   |

## EK-2. 2011-2012 Güz dönemi ders programı

| Sınıf No: 409        | <b>PAZARTESİ</b>                  | <b>SALI</b>                          | <b>ÇARŞAMBA</b> | <b>PERŞEMBE</b>                      | <b>CUMA</b>                       |
|----------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|-----------------|--------------------------------------|-----------------------------------|
| Lab: H Kapasite: 135 |                                   |                                      |                 |                                      |                                   |
| <b>8:30 - 9:20</b>   | ENM 459<br>OGR. EL. 39<br>/40.Gr/ |                                      |                 | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/23.Gr/    |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>  |                                   |                                      |                 |                                      | ENM 223<br>OGR. EL. 13<br>/22.Gr/ |
| <b>10:30 - 11:20</b> | Şin Kap Lab Öğr Grp               | MAT 101<br>OGR. EL. 5<br>/1.Gr/2.Gr/ |                 | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b> | ENM 207<br>OGR. EL. 15<br>/26.Gr/ |                                      |                 |                                      | Şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>12:30 - 13:20</b> |                                   |                                      |                 |                                      |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b> | Şin Kap Lab Öğr Grp               | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                 | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/26.Gr/    | FİZ 103<br>OGR. EL. 3<br>/2.Gr/   |
| <b>14:30 - 15:20</b> | ENM 321<br>OGR. EL. 28<br>/34.Gr/ | ENM 455<br>OGR. EL. 17<br>/41.Gr/    |                 | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b> |                                   |                                      |                 |                                      |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b> | Şin Kap Lab Öğr Grp               | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                 | TAR 111<br>OGR. EL. 6<br>/1.Gr/2.Gr/ | Şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>17:30 - 18:20</b> |                                   |                                      |                 | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b> |                                   |                                      |                 |                                      |                                   |

| Sınıf No: 410        | <b>PAZARTESİ</b>                     | <b>SALI</b>                       | <b>ÇARŞAMBA</b>                   | <b>PERŞEMBE</b>                       | <b>CUMA</b>                       |
|----------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|
| Lab: H Kapasite: 80  |                                      |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>8:30 - 9:20</b>   |                                      |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>  |                                      | ENM 463<br>OGR. EL. 36<br>/41.Gr/ |                                   |                                       |                                   |
| <b>10:30 - 11:20</b> |                                      | Şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                       |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b> |                                      |                                   | ENM 307<br>OGR. EL. 18<br>/31.Gr/ |                                       | ENM 370<br>OGR. EL. 29<br>/34.Gr/ |
| <b>12:30 - 13:20</b> |                                      |                                   | Şin Kap Lab Öğr Grp               |                                       | Şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>13:30 - 14:20</b> |                                      |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>14:30 - 15:20</b> |                                      |                                   |                                   |                                       | ENM 470<br>OGR. EL. 38<br>/39.Gr/ |
| <b>15:30 - 16:20</b> | YAD-İNG 103<br>OGR. EL. 11<br>/7.Gr/ |                                   |                                   |                                       | Şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>16:30 - 17:20</b> |                                      | ENM 317<br>OGR. EL. 30<br>/34.Gr/ | ENM 403<br>OGR. EL. 38<br>/40.Gr/ | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 22<br>/27.Gr/ |                                   |
| <b>17:30 - 18:20</b> | Şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b> |                                      | Şin Kap Lab Öğr Grp               | Şin Kap Lab Öğr Grp               | Şin Kap Lab Öğr Grp                   |                                   |

## EK-2.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders programı

| Sınıf No: 414        | <u>PAZARTESİ</u>                  | <u>SALI</u>                       | <u>ÇARŞAMBA</u>                   | <u>PERŞEMBE</u>                       | <u>CUMA</u>                       |
|----------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|
| Lab: H Kapasite: 150 |                                   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>8:30 - 9:20</b>   | FİZ 103<br>OGR. EL. 3<br>/4.Gr/   | ENM 452<br>OGR. EL. 42<br>/39.Gr/ |                                   | ENM 211<br>OGR. EL. 16<br>/24.Gr/     |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>  |                                   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>10:30 - 11:20</b> |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b> | şin Kap Lab Öğr Grp               | ENM 205<br>OGR. EL. 18<br>/26.Gr/ |                                   | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 22<br>/28.Gr/ | ENM 360<br>OGR. EL. 33<br>/35.Gr/ |
| <b>12:30 - 13:20</b> | ENM 321<br>OGR. EL. 29<br>/37.Gr/ |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b> |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>14:30 - 15:20</b> | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b> |                                   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b> |                                   |                                   | ENM 351<br>OGR. EL. 26<br>/36.Gr/ |                                       | ENM 467<br>OGR. EL. 40<br>/38.Gr/ |
| <b>17:30 - 18:20</b> |                                   |                                   |                                   |                                       |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b> |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                       | şin Kap Lab Öğr Grp               |

| Sınıf No: 411        | <u>PAZARTESİ</u>                     | <u>SALI</u>                       | <u>ÇARŞAMBA</u>                      | <u>PERŞEMBE</u>                         | <u>CUMA</u>                            |
|----------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|-----------------------------------------|----------------------------------------|
| Lab: H Kapasite: 135 |                                      |                                   |                                      |                                         |                                        |
| <b>8:30 - 9:20</b>   |                                      | ENM 211<br>OGR. EL. 16<br>/23.Gr/ |                                      |                                         |                                        |
| <b>9:30 - 10:20</b>  |                                      |                                   |                                      |                                         |                                        |
| <b>10:30 - 11:20</b> |                                      | şin Kap Lab Öğr Grp               | ENM 205<br>OGR. EL. 17<br>/23.Gr/    |                                         |                                        |
| <b>11:30 - 12:20</b> | YAD-İNG 103<br>OGR. EL. 10<br>/6.Gr/ |                                   |                                      |                                         | KİM 103<br>OGR. EL. 7<br>/12.Gr/13.Gr/ |
| <b>12:30 - 13:20</b> |                                      |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                         |                                        |
| <b>13:30 - 14:20</b> | şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |                                      |                                         |                                        |
| <b>14:30 - 15:20</b> | ENM 305<br>OGR. EL. 26<br>/32.Gr/    |                                   | MAT 101<br>OGR. EL. 5<br>/3.Gr/4.Gr/ | TUR 211<br>OGR. EL. 24<br>/23.Gr/24.Gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp                    |
| <b>15:30 - 16:20</b> |                                      |                                   |                                      | şin Kap Lab Öğr Grp                     |                                        |
| <b>16:30 - 17:20</b> |                                      |                                   |                                      | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/25.Gr/       |                                        |
| <b>17:30 - 18:20</b> | şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                         |                                        |
| <b>18:30 - 19:20</b> |                                      |                                   |                                      | şin Kap Lab Öğr Grp                     |                                        |

## EK-2.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders programı

| Sınıf No: Lab1<br>Lab: E   Kapasite: 100 | <b>PAZARTESİ</b>                        | <b>SALI</b>                             | <b>ÇARŞAMBA</b>                        | <b>PERŞEMBE</b>                         | <b>CUMA</b>                             |
|------------------------------------------|-----------------------------------------|-----------------------------------------|----------------------------------------|-----------------------------------------|-----------------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                       |                                         |                                         |                                        |                                         | KİM 151<br>OGR. EL. 9<br>/16.Gr/<br>Lab |
| <b>9:30 - 10:20</b>                      | MM 103<br>OGR. EL. 1<br>/10.Gr/<br>Lab  |                                         |                                        | KİM 103<br>OGR. EL. 9<br>/16.Gr/17.Gr/  | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>10:30 - 11:20</b>                     |                                         | KİM 151<br>OGR. EL. 7<br>/12.Gr/<br>Lab |                                        |                                         |                                         |
| <b>11:30 - 12:20</b>                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | KİM 103<br>OGR. EL. 8<br>/14.Gr/15.Gr/ |                                         | KİM 151<br>OGR. EL. 9<br>/17.Gr/<br>Lab |
| <b>12:30 - 13:20</b>                     |                                         |                                         |                                        | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>13:30 - 14:20</b>                     |                                         |                                         |                                        | KİM 151<br>OGR. EL. 8<br>/15.Gr/<br>Lab | ENM 403<br>OGR. EL. 35<br>/38.Gr/       |
| <b>14:30 - 15:20</b>                     | KİM 151<br>OGR. EL. 8<br>/14.Gr/<br>Lab | KİM 151<br>OGR. EL. 7<br>/18.Gr/<br>Lab | şin Kap Lab Öğr Grp                    | şin Kap Lab Öğr Grp                     |                                         |
| <b>15:30 - 16:20</b>                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     |                                        |                                         | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>16:30 - 17:20</b>                     | MM 103<br>OGR. EL. 1<br>/9.Gr/<br>Lab   | ENM 450<br>OGR. EL. 15<br>/38.Gr/       | ENM 361<br>OGR. EL. 33<br>/35.Gr/      |                                         | ENM 321<br>OGR. EL. 28<br>/35.Gr/       |
| <b>17:30 - 18:20</b>                     |                                         |                                         |                                        |                                         |                                         |
| <b>18:30 - 19:20</b>                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                    |                                         | şin Kap Lab Öğr Grp                     |

| Sınıf No: lab2<br>Lab: E   Kapasite: 100 | <b>PAZARTESİ</b>                  | <b>SALI</b>                             | <b>ÇARŞAMBA</b>                         | <b>PERŞEMBE</b>                                          | <b>CUMA</b>                       |
|------------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------------|-----------------------------------------|----------------------------------------------------------|-----------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                       | ENM 207<br>OGR. EL. 14<br>/23.Gr/ | ENM 321<br>OGR. EL. 29<br>/36.Gr/       | ENM 469<br>OGR. EL. 43<br>/41.Gr/       | MM 103<br>OGR. EL. 1<br>/11.Gr/<br>Lab                   |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>                      |                                   |                                         |                                         |                                                          |                                   |
| <b>10:30 - 11:20</b>                     | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                                      |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b>                     |                                   |                                         | YAD-İNG 103<br>OGR. EL. 10<br>/5.Gr/    | ENM 407<br>OGR. EL. 40<br>/39.Gr/                        |                                   |
| <b>12:30 - 13:20</b>                     | ENM 403<br>OGR. EL. 37<br>/39.Gr/ | KİM 151<br>OGR. EL. 7<br>/19.Gr/<br>Lab | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                                      |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b>                     |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                     |                                         |                                                          | ENM 305<br>OGR. EL. 26<br>/33.Gr/ |
| <b>14:30 - 15:20</b>                     | şin Kap Lab Öğr Grp               | ENM 364<br>OGR. EL. 34<br>/37.Gr/       |                                         | ENM 471<br>OGR. EL. 44<br>/40.Gr/                        |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b>                     |                                   |                                         | KİM 151<br>OGR. EL. 7<br>/13.Gr/<br>Lab | şin Kap Lab Öğr Grp                                      | şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>16:30 - 17:20</b>                     |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                     | şin Kap Lab Öğr Grp                                      |                                   |
| <b>17:30 - 18:20</b>                     |                                   |                                         |                                         | ENM 219<br>OGR. EL. 21<br>/24.Gr/<br>şin Kap Lab Öğr Grp |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                     |                                   |                                         |                                         |                                                          |                                   |



## EK-2.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders programı

| Sınıf No: 407<br>Lab: H Kapasite: 135 | <u>PAZARTESİ</u>                  | <u>SALI</u>                          | <u>ÇARŞAMBA</u>                   | <u>PERŞEMBE</u>                        | <u>CUMA</u>                             |
|---------------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|-----------------------------------|----------------------------------------|-----------------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                    |                                   |                                      |                                   |                                        |                                         |
| <b>9:30 - 10:20</b>                   |                                   |                                      |                                   |                                        |                                         |
| <b>10:30 - 11:20</b>                  | ENM 223<br>OGR. EL. 12<br>/20.Gr/ |                                      | ENM 307<br>OGR. EL. 27<br>/32.Gr/ |                                        | ENM 207<br>OGR. EL. 15<br>/24.Gr/       |
| <b>11:30 - 12:20</b>                  |                                   |                                      | şin Kap Lab Öğr Grp               | KİM 103<br>OGR. EL. 7<br>/18.Gr/19.Gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>12:30 - 13:20</b>                  | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                      |                                   |                                        |                                         |
| <b>13:30 - 14:20</b>                  |                                   |                                      | ENM 215<br>OGR. EL. 19<br>/24.Gr/ |                                        |                                         |
| <b>14:30 - 15:20</b>                  |                                   | YAD-İNG 103<br>OGR. EL. 11<br>/8.gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp                    | TUR 211<br>OGR. EL. 24<br>/25.Gr/26.Gr/ |
| <b>15:30 - 16:20</b>                  |                                   |                                      |                                   |                                        | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>16:30 - 17:20</b>                  |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                  |                                   |                                        | TAR 111<br>OGR. EL. 6<br>/3.Gr/4.Gr/    |
| <b>17:30 - 18:20</b>                  |                                   |                                      |                                   |                                        | şin Kap Lab Öğr Grp                     |
| <b>18:30 - 19:20</b>                  |                                   |                                      |                                   |                                        |                                         |

| Sınıf No: 408<br>Lab: H Kapasite: 60 | <u>PAZARTESİ</u>                  | <u>SALI</u>                           | <u>ÇARŞAMBA</u>                   | <u>PERŞEMBE</u>                   | <u>CUMA</u>                       |
|--------------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                   |                                   |                                       |                                   | ENM 407<br>OGR. EL. 40<br>/38.Gr/ | ENM 211<br>OGR. EL. 16<br>/26.Gr/ |
| <b>9:30 - 10:20</b>                  |                                   |                                       |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp               |
| <b>10:30 - 11:20</b>                 |                                   |                                       |                                   |                                   |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b>                 |                                   | ENM 219<br>OGR. EL. 20<br>/25.Gr/     |                                   | ENM 223<br>OGR. EL. 12<br>/21.Gr/ |                                   |
| <b>12:30 - 13:20</b>                 |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp                   | ENM 407<br>OGR. EL. 41<br>/41.Gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b>                 |                                   |                                       |                                   |                                   |                                   |
| <b>14:30 - 15:20</b>                 | ENM 205<br>OGR. EL. 17<br>/25.Gr/ | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 23<br>/29.Gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b>                 |                                   |                                       |                                   |                                   |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b>                 | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp                   |                                   |                                   | ENM 407<br>OGR. EL. 41<br>/40.Gr/ |
| <b>17:30 - 18:20</b>                 |                                   |                                       |                                   |                                   |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                 |                                   |                                       |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |

## EK-2.(Devam) 2011-2012 Güz dönemi ders programı

| Sınıf No: 404<br>Lab: H Kapasite: 80 | <u>PAZARTESİ</u>                  | <u>SALI</u>                       | <u>ÇARŞAMBA</u>                   | <u>PERŞEMBE</u>                   | <u>CUMA</u>                           |
|--------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                   |                                   |                                   |                                   |                                   |                                       |
| <b>9:30 - 10:20</b>                  | ENM 317<br>OGR. EL. 31<br>/35.Gr/ |                                   |                                   |                                   |                                       |
| <b>10:30 - 11:20</b>                 |                                   |                                   |                                   | ENM 359<br>OGR. EL. 35<br>/34.Gr/ | ENM 207<br>OGR. EL. 14<br>/25.Gr/     |
| <b>11:30 - 12:20</b>                 | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | ENM 219<br>OGR. EL. 21<br>/26.Gr/ | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp                   |
| <b>12:30 - 13:20</b>                 |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                       |
| <b>13:30 - 14:20</b>                 |                                   | ENM 219<br>OGR. EL. 20<br>/23.Gr/ | ENM 468<br>OGR. EL. 42<br>/40.Gr/ |                                   |                                       |
| <b>14:30 - 15:20</b>                 |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   |                                       |
| <b>15:30 - 16:20</b>                 |                                   | FİZ 103<br>OGR. EL. 2<br>/1.Gr/   | şin Kap Lab Öğr Grp               | ENM 307<br>OGR. EL. 27<br>/33.Gr/ | YAD-İNG 203<br>OGR. EL. 23<br>/30.Gr/ |
| <b>16:30 - 17:20</b>                 |                                   |                                   | ENM 211<br>OGR. EL. 16<br>/25.Gr/ |                                   |                                       |
| <b>17:30 - 18:20</b>                 |                                   |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                 |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                       |

| Sınıf No: 406<br>Lab: H Kapasite: 80 | <u>PAZARTESİ</u>                  | <u>SALI</u>                       | <u>ÇARŞAMBA</u>                   | <u>PERŞEMBE</u>                   | <u>CUMA</u>                       |
|--------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| <b>8:30 - 9:20</b>                   | ENM 305<br>OGR. EL. 25<br>/31.Gr/ |                                   | ENM 363<br>OGR. EL. 36<br>/36.Gr/ |                                   |                                   |
| <b>9:30 - 10:20</b>                  |                                   |                                   |                                   | ENM 317<br>OGR. EL. 32<br>/37.Gr/ |                                   |
| <b>10:30 - 11:20</b>                 |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   |
| <b>11:30 - 12:20</b>                 | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |
| <b>12:30 - 13:20</b>                 |                                   |                                   |                                   |                                   |                                   |
| <b>13:30 - 14:20</b>                 |                                   | ENM 317<br>OGR. EL. 31<br>/36.Gr/ |                                   |                                   |                                   |
| <b>14:30 - 15:20</b>                 |                                   |                                   |                                   |                                   |                                   |
| <b>15:30 - 16:20</b>                 |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   | FİZ 103<br>OGR. EL. 4<br>/3.Gr/   |                                   |
| <b>16:30 - 17:20</b>                 | ENM 205<br>OGR. EL. 18<br>/24.Gr/ |                                   |                                   |                                   | ENM 403<br>OGR. EL. 39<br>/41.Gr/ |
| <b>17:30 - 18:20</b>                 |                                   |                                   |                                   |                                   |                                   |
| <b>18:30 - 19:20</b>                 | şin Kap Lab Öğr Grp               |                                   |                                   | şin Kap Lab Öğr Grp               | şin Kap Lab Öğr Grp               |

## ÖZGEÇMİŞ

### Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : BAYATA, Özgür  
Uyruğu : T.C.  
Doğum tarihi ve yeri : 01.04.1984 Ankara  
Medeni hali : Bekar  
Telefon : 0 (555) 213 60 18  
Faks : 0 (312) 467 40 97  
e-mail : [ozgur.bayata@tubitak.gov.tr](mailto:ozgur.bayata@tubitak.gov.tr)

### Eğitim

| Derece | Eğitim Birimi                        | Mezuniyet tarihi |
|--------|--------------------------------------|------------------|
| Lisans | Yıldız Teknik Üniversitesi/Mak. Müh. | 2008             |
| Lise   | Süleyman Demirel Anadolu Lisesi      | 2002             |

### İş Deneyimi

| Yıl       | Yer           | Görev     |
|-----------|---------------|-----------|
| 2011- ... | TÜBİTAK       | Mak. Müh. |
| 2010-2011 | Nursoy İnşaat | Mak. Müh. |
| 2008-2010 | Seda İnşaat   | Mak. Müh. |

### Yabancı Dil

İngilizce