

**TC
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI
İŞLETME YÖNETİMİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**GENETİK ALGORİTMALARDA ATAMA
PROBLEMİ VE BUNA YÖNELİK BİR
UYGULAMA**

**GÜNAÇ SOYASLAN
06713005**

**TEZ DANIŞMANI:
YRD. DOÇ. DR. HAYRİ BARAÇLI**

**İSTANBUL
2010**

**TC
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANA BİLİM DALI
İŞLETME YÖNETİMİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**GENETİK ALGORİTMALARDA ATAMA
PROBLEMİ VE BUNA YÖNELİK BİR
UYGULAMA**

**GÜNAÇ SOYASLAN
06713005**

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 28.05.2010

Tezin Savunulduğu Tarih: 18.06.2010

Tez Oy birliği / Oy çokluğu ile başarılı bulunmuştur.

Tez Danışmanı:

Jüri Üyeleri:

Unvan Ad Soyad

Yrd. Doç. Dr. Hayri BARAÇLI

Yrd.Doç.Dr. Nihan Çetin DEMİREL

Yrd.Doç.Dr.Ceren Erdin GÜNDOĞDU

İmza

İSTANBUL

Mayıs 2010

ÖZ

GENETİK ALGORİTMALARDA ATAMA PROBLEMİNİN ÇÖZÜMÜ VE BUNA YÖNELİK BİR UYGULAMA

**Günaç Soyaslan
05,2010**

Yapay zeka teknolojilerinin hızla gelişim gösterdiği günümüzde çözülmesi zor karmaşık problemlerin çözümünde yapay zeka algoritmalarının bir türü olan genetik algoritmalarından yararlanılmaktadır. Genetik algoritmaların uygulandığı birçok problem söz konusudur. Bunlardan biri de atama problemidir.

İşletmelerde bir işe birey bazında en uygun atama yapılabilmesi problem teşkil etmektedir. Bu noktada doğrusal programlama modelleri kullanılarak da atama problemleri çözülebilmektedir. Ancak çözümü zor ve karmaşık problemlerde doğrusal programlama modelleri yetersiz kalmakta bunun yerine yapay zeka algoritmalarının bir kolu olan genetik algoritmalarından faydalanılmaktadır.

Bu çalışmada genetik algoritmalarla atama problemlerinin çözüm şekli araştırılmış ve bir uygulama olarak eğitim kurumunun bir derse öğretmen ve sınıf ataması genetik algoritmalar kullanılarak problemin çözümüne ulaşılmaya çalışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Genetik algoritma, atama problemi.

ABSTRACT

SOLVING ASSIGNMENT PROBLEM WITH USING GENETIC ALGORITHM

GÜNAÇ SOYASLAN

06713005

Nowadays artificial intelligence technology improves. So the problem which solving difficult can solve with genetic algorithm which is the part of artificial technology. There is so many problem which can solve with genetic algorithm . One of the these problems are assignment problem.

In companies , there is a problem which can describe like that a job assigns the convenient person. These assignment can solve with linear programming method. But problem , which is solving difficult , linear programming method is inadequate . This time genetic algorithm can use.

In this study , solving assignment problem with genetic algorithm is searched. In practice in an education corporation , assigning an lesson to a teacher and a class problem try to solve with genetic algorithm

Keywords, Genetic Algoritm ,Assignment Problem,

ÖNSÖZ

Bu çalışmam süresince değerli katkılarıyla bana yol gösterici olan danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Hayri Baraçlı'ya, değerli vaktini ayırıp çalışmam ile ilgili yeni fikir ve ufuklar açan ve kaynak bulmamda son derece desteği olan Araş.Gör. Özge Nalan Alp'e teşekkürlerimi sunarım.

Her konuda olduğu gibi bu çalışmamda da desteklerini esirgemeyen aileme de ayrıca teşekkür etmeyi bir borç bilirim.

İstanbul; Mayıs,2010

Günaç Soyaslan

İÇİNDEKİLER

ÖZ	iii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ	v
İÇİNDEKİLER	vi
TABLolar LİSTESİ	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ	ix
GİRİŞ	1
1. GENETİK ALGORİTMALAR	3
1.1. Yapay Zeka Kavramı	3
1.2. Evrimsel Algoritma ve Optimizasyon Kavramları	5
1.2.1. Evrimsel Algoritma	6
1.2.2. Optimizasyon	7
1.3. Genetik Algoritma Tanımı	8
1.4. Genetik Algoritma İle İlgili Temel Kavramlar	10
1.4.1. Gen	10
1.4.2. Kromozom	10
1.4.3. Popölasyon	11
1.4.4. Yeniden Üretim İşlemi	11
1.4.5. Başlangıç Yığınının Oluşturulması	12
1.4.6. Uygunluk Değeri	12
1.5. Genetik Algoritmada Kodlama	13
1.5.1. İkili Kodlama	13
1.5.2. Gri Kodlama	13
1.5.3. Değeri Kodlama	14
1.6. Genetik Operatörler	14
1.6.1. Üreme	15
1.6.2. Çaprazlama	17
“Öncelikle iki kromozomda rastgele olarak çapraz geçiş noktası tespit edilir. Yapıların kuyrukları yeni iki yapı üretmek için birbiriyle yer değiştirir”	17
1.6.3. Mutasyon	21
1.7. Genetik Algoritmelerde Kontrol Parametreleri	22
1.7.1. Popölasyon Büyüklüğü	22
1.7.2. Çaprazlama Oranı	23
1.7.3. Mutasyon Oranı	23
1.8. Kontrol Parametreleri İle İlgili Yapılan Çalışmalar	23
1.9. Şema Teoremi	24

1.10.	Genetik Algoritma Akış Şeması	24
1.11.	Genetik Algoritma İle Örnek Problem Çözümü	26
1.12.	Genetik Algoritmaların Diğer Arama Tekniklerinden Farkı	32
1.13.	Genetik Algoritmaların Yararları ve Sakıncaları	32
1.14.	Genetik Algoritmanın Uygulama Alanları	34
2.	ATAMA PROBLEMİ	39
2.1.	Atama Problemi Tanımı	39
2.2.	Atama Modeli	39
2.3.	Atama Problemleri Çeşitleri	40
2.3.1.	Kuadratik Atama Problemi	40
2.3.2.	Rıhtım Atama Problemi	41
2.3.3.	Frekans Atama Problemi	41
2.3.4.	Kaynak Atama Problemi	41
2.4.	Atama Problemlerinde Kullanılan Bazı Yöntemler	42
2.5.	Atama problemlerinin Genetik Algoritmalar ile Çözümü	45
3.	GENETİK ALGORİTMALARDA ZAMAN ÇİZELGELEME PROBLEMİ	48
4.	UYGULAMA	50
4.1.	Uygulama Programında Kullanılan Tabloların İçerikleri	50
4.2.	Uygulama İle İlgili Kısıtlar	56
4.3.	Genetik Algoritmaların Probleme Uyarlanması	57
4.3.1.	Uygulama Gen Ve Kromozom Yapısı	57
4.3.2.	Uygulamada Uygunluk Değeri Hesaplanması	58
4.3.3.	Uygulamanın Amaç Fonksiyonu	58
4.3.4.	Uygulama Seçim Yöntemi	58
4.3.5.	Uygulama Popülasyon Büyüklüğü	58
4.3.6.	Uygulama Kapsamında Yazılan Programın Akışı	58
4.4.	Uygulama Ekran Görüntüsü	60
SONUÇ	63	
KAYNAKÇA	65	
ÖZGEÇMİŞ	72	

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 1: L=3 Uzunluęundaki Sayıların Gri Kodla Gösterilmesi	14
Tablo 2: Kontrol Parametreleriyle İlgili Yapılan Çalışmalar.....	24
Tablo 3: Kromozomların Eğitim Örneklerini Doğrulama Sayıları	31
Tablo 4: Kromozomların Bir Sonraki Nesile Seçilmesi Olasılıkları	31
Tablo 5: Üretilen Rassal Sayılar ve Bunun Sonucunda Seçilen Kromozomlar	32

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 1: Bulanık Önermeler Mantığının Elemanları ve Çalışması.....	4
Şekil 2: Bir Zeki Etmenin Elemanları.....	5
Şekil 3: Popülasyon Yapısı	11
Şekil 4: İkili Kodlama İçin Kromozom Örneği.....	13
Şekil 5: Değer Kodlama Özelliği İçin Kromozom Örneği.....	14
Şekil 6: Çok Noktalı Basit Çaprazlama Operasyonu	18
Şekil 7: Mutasyon	21
Şekil 8: Tamir Operatörü	22
Şekil 9: Genetik Algoritmaların Akış Şeması.....	25
Şekil 10: Uygulama Gen Yapısı.....	57
Şekil 11: Uygulama Kromozom Yapısı	58

GİRİŞ

Bilgisayarlar ile bilgisayar sistemleri çağdaş dünyada yaşamın vazgeçilmez bir unsuru haline gelmiştir. Cep telefonlarından, mutfaktaki buzdolaplarına kadar birçok aletin alt yapısında bilgisayar sistemleri bulunmaktadır. İş dünyasından kamu çevrelerine çevre ve sağlık organizasyonlarından askeri sistemlere kadar hemen hemen tüm alanda bilgisayardan yararlanılmaktadır. Teknolojinin gelişim seyri incelendiğinde; önceleri elektronik veri transferi yapmak ve karmaşık hesaplamaları gerçekleştirmek üzere geliştirilen bilgisayarların zamanla büyük miktarlarda veriyi filtreleyerek özetleyebilen ve mevcut bilgileri kullanarak olaylar hakkında yorumlar yapabilen özellikler kazandığı görülmektedir¹.

Bilgisayarlar tarafından matematiksel olarak formülasyonu kurulamayan ve çözülmesi mümkün olmayan problemler çözümlenebilmektedir. Bilgisayarları bu özelliklerle donatan çalışmalar “yapay zeka” çalışmaları olarak bilinmektedir².

Yapay zekanın gittikçe genişleyen bir kolu olan evrimsel algoritmaların alt dalları olarak genetik algoritmalar, genetik programlama, yapay sinir ağları (neural networks), benzetimli tavlama, tabu arama ve bunlarla birlikte bulanık mantık (fuzzy logic) işletme, temel bilimler ve mühendislik problemlerinde tek başına veya karma sistemler olarak kullanılabilmektedir³.

Darwin’ın “en iyi olan yaşar” prensibine dayalı olarak biyolojik sistemlerinin gelişim sürecini benzeten genetik algoritmalar, stokastik bir arama yöntemidir ve ilk defa Holland tarafından önerilmiştir. Genetik algoritmalar, sezgisel bir metot olması nedeniyle verilen bir problem için optimum sonucu bulamayabilir, ancak bilinen

¹ Prof.Dr. Ercan Öztemel ,**Yapay Sinir Ağları**,2.bs. (İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006),13.

² **age**,13.

³ Hakan Er, Koray Çetin, Emre İpekçi Çetin,”Finansta Evrimsel Algoritmik Yaklaşımlar : Genetik Algoritma Uygulamaları”,**Akdeniz İ.İ.B.F Dergisi**,74.

metodlarla çözülemeyen ya da çözüm zamanı problemin büyüklüğü ile üstel artan problemlerde optimuma yakın sonuçlar vermektedir⁴.

Bir işe atanacak en uygun kişi olarak tanımlanan atama problemleri doğrusal optimizasyon problemleriyle de çözümlenebilmekte, ancak karmaşık atama problemlerinin çözümlerinde doğrusal optimizasyon modelleri yetersiz kalmaktadır. Bu tip problemlerin çözümünde genetik algoritmalarla faydalanılmaktadır.

Bu tezin birinci bölümünde genetik algoritmanın tanımı, algoritma yapısında kullanılan parametrelerin neler olduğu ve ne anlama geldiği, genetik algoritmalarda en uygun çözümü bulmak için seçme tekniklerinin neler olduğu ile ilgili bilgiler verilmiştir. Ayrıca genetik algoritmanın uygulama alanları ve algoritmanın diğer yöntemlerden farkları anlatılmıştır.

İkinci bölümde atama problemleri hakkında bilgiler verilmiştir. Yine bu bölümde atama problemlerinin çözümünde kullanılan yöntemlerden bahsedilmiştir. Konu ile ilgili literatür taraması yapılmış ve genetik algoritmalarda atama problemleri ile ilgili yapılan çalışmalar yine bu bölümde anlatılmıştır.

Uygulama konusu eğitim kurumunda bir derse öğretmen ve sınıf ataması problemi olduğu için ve bu konu literatürde atama probleminin bir türü olan zaman çizelgelemesi olarak da geçtiği için üçüncü bölümde bu kısım ayrı olarak incelenmiş ve literatürde genetik algoritmalarla zaman çizelgelemesi konusunda yapılan çalışmalar üçüncü bölümde anlatılmıştır.

Dördüncü bölümde ise uygulama kısmı anlatılmıştır ve bir eğitim kurumunda bir derse öğretmen ve sınıf ataması problemi genetik algoritmalar yardımıyla çözümlenmeye çalışılmıştır.

⁴ Diyar Akay, Tahsin ÇetinYokuş,Mehmet Dağdeviren,"Portföy Seçimi Yaklaşımı İçin KSD/GA Yaklaşımı",**Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**,130.

1. GENETİK ALGORİTMALAR

1.1. Yapay Zeka Kavramı

Bilgisayarlar tarafından matematiksel olarak formülasyonu kurulamayan ve çözülmesi mümkün olmayan problemler çözümlenebilmesine olanak tanıyan çalışmalar “yapay zeka” çalışmaları olarak bilinmektedir⁵.

Günlük olaylar ve problemlerin sürekli değişmesi, değişik yerlerde olayların farklı yönleri insanları ilgilendirebilmesi, bir olayın, değişik insanlar tarafından değişik şekillerde yorumlanabilmesi de yapılan yapay zeka çalışmalarını etkilemiş ve bu sayede yapılan yapay zeka çalışmalar ile değişik teknolojiler doğmuştur. Bu teknolojilerden bazıları⁶:

- 1) **Uzman Sistemler:** Belirli bir problemin çözümünde uzman gibi davranan sistemlere uzman sistem adı verilir⁷. Temelde insan düşüncelerini gerçekleştirmek amacıyla yapılan, uzmanların belli bir konudaki bilgi ve deneyimlerinin bilgisayara aktarılması amaçlanan bir yazılımdır⁸.
- 2) **Yapay Sinir Ağları:** Paralel bağlı çok sayıdaki basit elemanın dünyadaki nesneler ile insandaki sinir sistemi arasında benzer bir etkileşim kuran hiyerarşik bir organizasyondur⁹.
- 3) **Bulanık Önergeler Mantığı:** Günümüzde birçok olay belirsiz koşullarda gerçekleştiği için, olaylar karşısında verilen kararlarda farklılaşmaktadır. Sonucunun kesin olarak bilinmediği olaylar hakkında uzmanlar normal, yüksek, düşük, yaklaşık gibi kavramlar kullanmaktadır. Hava sıcaklığı

⁵ Öztemel, age, 13.

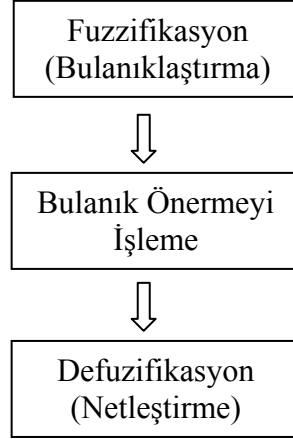
⁶ age, 15.

⁷ Mustafa Bozdemir, Faruk Mendi, “Yapay Zeka Destekli Sistematik Tasarım İçin Bilgi Yönetim Sistem Mimarisi”, **Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi**, c.20, s.2, (2005), 269.

⁸ Yrd.Doc.Dr. İbrahim Yaşar Kazu, Oğuzhan Özdemir, “Öğrencilerin Bireysel Özelliklerinin Yapay Zeka İle Belirlenmesi”, **Akademik Bilişim** (2009), 462.

⁹ Arş.Grv. Oğuz Akbilgiç, Arş.Grv. Timur Kesintürk, “Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon Analizinin Karşılaştırılması”, **Yönetim Dergisi**, s.60, (2008), 76.

bilinmediği zamanlarda; sıcaklık 20 derece olunca şunu yap demek yerine sıcaklık normal olduğunda şu işi yap denilmektedir¹⁰. Bulanık mantık bulanık küme teorisine dayanan bir matematiksel disiplindir¹¹.



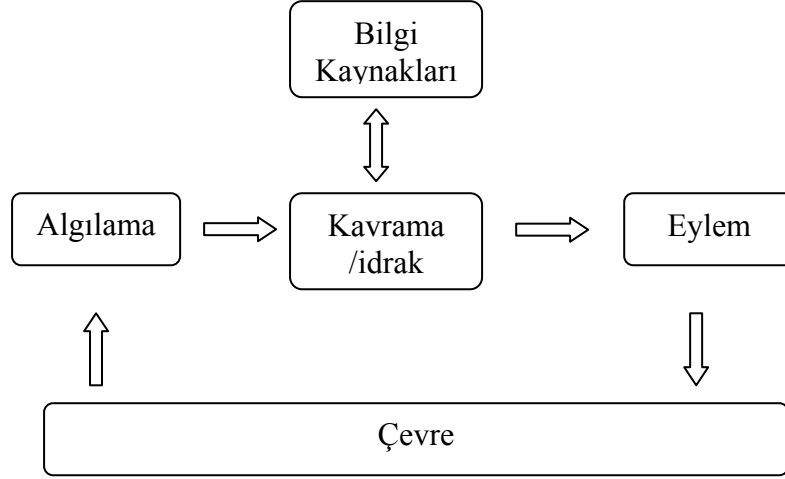
Şekil 1: Bulanık Önermeler Mantığının Elemanları ve Çalışması

Prof.Dr. Ercan Öztemel ,**Yapay Sinir Ağları**,2.bs. (İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006),19.

A) **Zeki Etmenler** : Zeki etmenler bağımsız kararlar verebilen bilgisayar sistemleridir.

¹⁰ Öztemel,**age**,18.

¹¹ Kazu, Özdemir, **age**, 462.



Şekil 2: Bir Zeki Etmenin Elemanları

Prof.Dr. Ercan Öztemel ,**Yapay Sinir Ağları**,2.bs. (İstanbul: Papatya Yayıncılık, 2006),21.

4) Genetik Algoritmalar: Genetik Algoritmalar doğadaki canlıların geçirdiği süreci örnek alır ve iyi nesillerin yaşamlarını korurken, kötü nesillerin yok olması ilkesine dayanır. Bu yöntemden matematiksel modellemelerin yapılmadığı veya kesin çözümün bulunmadığı problemlerde yararlanır. Ana ve baba bireyden doğan yeni bireylerin şartlara uyum sağlayanların yaşamlarını devam ettirmesi, uyum sağlayamayanların ise bir sonraki nesle aktarılmaması ilkesine dayanır¹². Bu tezin konusu olan genetik algoritmalar ile ilgili bilgi ayrıntılı olarak açıklanacaktır.

Başlangıçta bilgisayar ve robotların düşünebilmesi ve hissedebilmesi gibi kavramlarla birlikte ortaya çıkan yapay zeka kavramı insan beynini taklit etmekten öteye geçememiştir¹³.

1.2. Evrimsel Algoritma ve Optimizasyon Kavramları

Genetik algoritmalar konusuna geçmeden önce evrimsel algoritma ve optimizasyon kavramlarının açıklanması, genetik algoritmaların daha iyi anlaşılmasına neden olacaktır.

¹² Prof.Dr. Çetin Elmas,"**Yapay Zeka Uygulamaları**",379.

¹³ Kazu, Özdemir, **age**, 462.

1.2.1. Evrimsel Algoritma

Matematiksel ifadeler veya belli kurallarla tanımlanan problemleri çözmek için kullanılan yöntemlere algoritma denir. Algoritmaların tamamı var olan problemle ilgili optimum çözüm bulmayı garanti edemezler¹⁴. Çünkü gerçek hayatta karşılaşılan çoğu optimizasyon problemleri matematiksel formülasyonlarla çözülemeyecek kadar karmaşıktır. Klasik yöntemler kullanılarak böyle bir problem çözülmeye çalışıldığında, çözüm için uzun süre harcanabilir ancak bulunan sonuç, istenen şartları sağlamıyor olabilir¹⁵. En uygunu yakın olan çözümü bulmayı garanti eden algoritmalar “heuristic (sezgisel) algoritmalar” olarak adlandırılır¹⁶.

Gerçek hayatta karşılaşılan bu karmaşık ve zor optimizasyon problemleri nedeniyle, problemlere hızlı ve kolay çözüm veren yöntemlerin arayışına neden olmuştur. Özellikle sert optimizasyon teknikleri yerine yumuşak hesaplama ve evrimsel algoritma kullanımı ön plana çıkmıştır¹⁷.

Genetik algoritma da evrime dayalı algoritmaların bir türüdür¹⁸.

Bir evrimsel algoritma aşağıdaki beş elemana ihtiyaç duyularak yapılmaktadır¹⁹.

- 1) Problem için çözümlerin genetik temsili (representation)
- 2) Çözümlerin başlangıç popülasyonunu oluşturacak bir yöntem
- 3) Çözümleri uygunluk açısından değerlendirmeye tabi tutacak değerlendirme fonksiyonu yani çevre
- 4) Genetik kompozisyonu değiştirecek operatörler
- 5) Kontrol parametrelerinin değerleri (popülasyon büyüklüğü, operatörleri uygulama ihtimalleri vs.)

Evrimsel algoritma tek bir birey yerine bireylerin popülasyonu $P(t)$ ile ilgilenir. Her birey mevcut olan problem için olası bir çözümü temsil eder ve bir veri yapısı (S) olarak tanımlanır. Her birey uygunluk (fitness) ölçüt değerini belirlemek

¹⁴ Aytekin Bağış, **Genetik Algoritma Kullanarak Ders Programının Optimum Şekilde Düzenlenmesi** (Yüksek Lisans Tezi , Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 1996) , 1.

¹⁵ Ayla Gülcü, **Yapay Zeka Tekniklerinden Genetik Algoritma Ve Tabu Arama Yöntemlerinin Eğitim Kurumlarının Haftalık Ders Programının Hazırlanmasında Kullanımı** (Yüksek Lisans Tezi , Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006), 1.

¹⁶ Bağış, age, 1.

¹⁷ Emel Gül Gökay, Taşkın Çağatay , “Genetik Algoritmalar Ve Uygulama Alanları” , **Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi** ,c XXI , s .1, (2002), 130.

¹⁸ Derviş Karaboğa, **Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları**, 75.

¹⁹ age, 76.

amacıyla değerlendirilir ve daha uygun bireyleri seçme suretiyle yeni popülasyon ($P(t+1)$) oluşturulur. Yeni popülasyonun bazı bireyleri yeni çözümler oluşturmak için bir takım operatörler yardımıyla değiştirme işlemine tabi tutulurlar. Bir evrimsel algoritmanın adımları aşağıda verilmiştir²⁰.

Adım 1: $P(t)$ başlangıç durumuna set et

Adım 2: $P(t)$ yi değerlendir

Adım 3: Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar aşağıdaki işlemleri tekrar et

3.1 Önceki popülasyonda bulunan bireylere seçme işlemi uygulayarak yeni popülasyon oluşturulur.

3.2 Yeni popülasyonu değiştir.

3.3 Değiştirilmiş yeni popülasyonu değerlendir.

Evrimsel algoritmalarla örnek olarak genetik algoritmalar, evrimsel programlama, evrimsel stratejiler, genetik programlama ve diferansiyel gelişim algoritmaları sayılabilir²¹.

1.2.2. Optimizasyon

Optimizasyon, verilen kısıtlar altında mümkün olan en iyi çözümün bulunması işidir²².

Optimizasyon işlemlerinde, çözülmesi istenen problemle ilgili uyulması istenen kısıtlamalar gözetilerek amaç fonksiyonu sayesinde uygun çözümler bulunması hedeflenir²³.

Optimizasyon problemlerinin karar değişkenleri kesiksiz veya sürekli olanlara kombinatoriyel optimizasyon problemi denir. Son otuz yıllık süre içinde bilgisayar ve mühendislik gibi çok farklı alanlarda bu tarz problemler ortaya çıkmıştır. Kombinatoriyel optimizasyon problemlerinin büyük bir çoğunluğu NP problemler

²⁰ age, 76.

²¹ age, 76.

²² Aysun Coşkun, “Yapay Zeka Optimizasyon Teknikleri : Litaratür Değerlendirmesi”, **Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları (2007)**, 143.

²³ Gülcü, age, 1.

sınıfına girmektedir. Bu tarz problemlerin çözüm zamanı problemin boyutuna bağlı olarak artış göstermektedir²⁴.

Tüm optimizasyon problemlerinin çözümünde etkin denilebilecek bir metot yoktur ve kullanılan metotlar gerçek çözümü bulmayı garanti edemezler. Ancak genel olarak kabul edilebilir ölçüde en iyi çözümün bulunmasında başarılıdır²⁵.

Kombinatoriyel optimizasyon problemleri için geliştirilen yöntemler sayısal ve sezgisel yöntemler olarak iki sınıfta incelenebilmektedir. Genel amaçlı sezgisel yöntemler biyolojik, fizik ve sosyal tabanlı algoritmalar olmak üzere üç farklı grupta değerlendirilmektedir. Genetik algoritma, karınca kolonileri, yapay sinir ağları ve yapay bağışıklık sistemleri biyolojik tabanlı sezgisel yöntemlerdendir. Tavlama benzetimi fizik tabanlı sezgisel yöntemlerden, tabu araştırmaları ise sosyal tabanlı sezgisel yöntemlerdendir²⁶.

1.3. Genetik Algoritma Tanımı

Problemin zorluk derecesi biliniyorsa problemin çözümü için en iyi yöntemin uygulanmasını sağlanabilir. Polinomal(P) olan denklemler; çözümlenmesi ve incelenmesi kolay denklemlerdir ve sorunu kısa sürede çözen yöntemleri mevcuttur. Eğer bir denklem yada sistem polinomal değilse NP (Nonpolynomially Bounded) çözülmesi zor sistemlerdir. NP problemleri için kısa sürede gerçek çözümü bulan yöntemler mevcut değildir²⁷. Genetik algoritmalar günlük hayatta karşılaşılan çözümü çok zor ya da imkansız olan karmaşık problemlerin hesaplanmasında kullanılmaktadır²⁸.

Darwin'in evrim teorisinden esinlenerek evrimsel programlamanın bir parçası olan Genetik Algoritmalar ortaya çıkmıştır. Evrimsel programlama 1960'lı yıllarda I.Rechenberg'in "Evrimsel stratejileri" adlı çalışmasıyla gündeme gelmiştir²⁹. 1970'li yıllarda Michigan Üniversitesinde öğretim üyeliği yapan John Holland ve onun çalışma arkadaşları ile öğrencileri tarafından genetik algoritmalar geliştirilmiş ve

²⁴ Orhan Ergin, Alper Döyen, "Yapay Bağışıklık Sistemleri ve Endüstriyel Problemlerde Kullanımı", **G.U. Journal of Science** (2004),72.

²⁵ Coşkun, **age**, 143.

²⁶ Ergin, Döven , **age**,72.

²⁷ Elmas, **age**, 380.

²⁸ Serkan Kaya, **Operasyonel Sabit İş Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritmalar İle Çözümü** (Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006) ,17.

²⁹ V.Nabiyev, **Yapay Zeka Problemleri Yöntemler - Algoritma**, (2005), 632.

bilgisayar ortamına taşınmıştır. Daha sonra David Goldberg'in "Gaz Borularının Genetik Algoritma İle Optimizasyonu" adlı doktora tezi ile birlikte genetik algoritmaların teorik olmadığı, piyasalarda uygulanabileceği ispatlanmıştır³⁰.

Genetik algoritma Goldberg'e göre rastlantısal arama tekniklerini kullanarak çözüm bulmaya çalışan, parametre kodlama esasına dayanan sezgisel bir arama tekniğidir³¹.

Genetik Algoritmalar evrimin doğal sürecine dayalı stokastik bir araştırma ve optimizasyon tekniğidir³².

Matematiksel modeli kurulamayan, çözüm alanı oldukça geniş ve problemi etkileyen faktörlerin çok fazla olduğu problemlerin çözümünde genetik algoritmalar etkin bir şekilde olarak kullanılmaktadır³³.

Başlangıçta sürekli olmayan en iyileme problemlerine uygulanan genetik algoritma gezgin satıcı, karesel atama, yerleşim, atölye çizelgeleme, ders programları problemlerinde başarıyla uygulanmıştır³⁴.

"Genetik Algoritmaların temel prensibi, her adımda bir önceki nesilden yeni bireyler oluşturarak amaç fonksiyonunun uygunluk derecesini artırmak ve sonuç olarak belli kısıtları sağlayacak şekilde amaç fonksiyonunu sağlayan en uygun değerini elde etmektir"³⁵.

Genetik algoritmada diğer evrimsel algoritmalarda olduğu gibi bir başlangıç popülasyonunu kullanmaktadır. Bu başlangıç popülasyonunda araştırma uzayında bulunan çözümlerin bazıları yer almaktadır. Başlangıç popülasyonu her jenerasyonda, tabi seçme ve tekrar üreme işlemleri yardımıyla ard arda geliştirilir. En son kuşağın en uygun yani en kaliteli bireyi problem için optimuma en yakın olan optimal çözüm olmaktadır³⁶.

³⁰ Kaya, **age**, 17.

³¹ Elmas, **age**, 379.

³² Gen Mitsuo, Cheng Runwei, "Genetic Algorithms And Engineering Optimization", 1.

³³ Ahmet Erdem, **Bakım Kısıtı Altında Genetik Algoritmalarla Üretim Çizelgeleme** (Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2008), 23.

³⁴ Elmas, **age**, 380.

³⁵ Kaya, **age**, 20.

³⁶ Karaboğa, **age**, 78.

1.4. Genetik Algoritma İle İlgili Temel Kavramlar

Bu bölümde genetik algoritma ile ilgili temel kavramlar açıklanmaya çalışılmıştır.

1.4.1. Gen

Gen, bir canlının (bireyin) kalıtsal özelliklerinden herhangi birini taşıyan parçaya verilen addır³⁷. Ya da başka bir anlatımla genetik algoritmalar sayı sisteminde karar değişkeni sayılarının her bir rakamının bir dizi halinde bir araya gelmesi ile oluşan yapıya gen adı verilmektedir. Yani her bir karar değişkeninin sayısal değeri geni teşkil eder. Bir sorunda kaç tane karar değeri varsa o kadar gen vardır denilebilir³⁸.

Belli bir konumda kromozom üzerinde bulunan genler, temsil edilen değişkenin değerini ifade etmektedir³⁹.

Genin her bir hanesindeki rakamların sırası bir genetik sayı yapılandırılmasında önemlidir. Mutasyon işlemi gen haneleri esasına göre çalışır. Genetik algoritma çözümleme işlemleri bakımından bir kromozom yapısı içerisinde bulunan genlerin sırasının önemi yoktur. Sadece kromozomdaki her genin hangi karar değişkenini temsil ettiği bilinmelidir⁴⁰.

Bir genin içerdiği bilgi ikili tabandaki sayıları içerebileceği gibi onluk taban ve onaltılık tabandaki sayı değerlerini de içerebilir. Dolayısıyla gen içeriği yazılan programa göre çok önem kazanmaktadır⁴¹.

1.4.2. Kromozom

Kromozom gen'lerin bir dizi şeklinde arka arkaya gelmesi ile ortaya çıkan genler dizisine verilen addır⁴².

Kromozomlar, problemin olası çözüm bilgilerini içermektedir. Genetik algoritma yaklaşımında üzerinde durulan en önemli birim olduğu için bilgisayar ortamında iyi

³⁷ Semin Paksoy, **Genetik Algoritma İle Proje Çizelgeleme**(Doktora Tezi , Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü ,2007), 21.

³⁸ Zekai Şen, “**Genetik Algoritmalar ve En İyileme Yöntemleri**”, 25.

³⁹ Paksoy, **age**, 21.

⁴⁰ Şen, **age** , 25.

⁴¹ Cem Duman, **Genetik Algoritma İle Tesis Yerleşimi Tasarımı Ve Bir Uygulama**(Yüksek Lisans Tezi YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007) , 32.

⁴² Şen, **age**, 25.

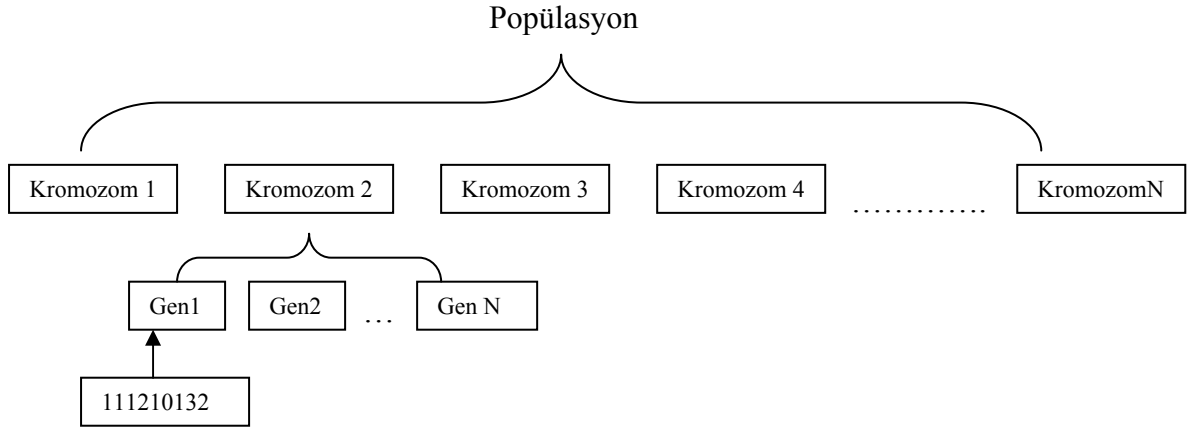
bir şekilde ifade edilmesi gerekir⁴³. Bu nedenle bilgilerin anlam bütünlüğü açısından, kodlamanın önceden belirlenen bir sisteme göre yapılması gerekmektedir⁴⁴.

Kromozomun hangi kısmının ne anlam taşıyacağı, ne tür bilgi içereceği kullanıcının olaya bakışını değiştirir⁴⁵.

1.4.3. Popülasyon

Populasyon, çözüm bilgilerini içeren kromozomların bir araya gelmesiyle oluşan olası çözüm yığınınına denir. Bir yığın içindeki kromozom sayıları sabit olup problemin özelliğine göre programcı tarafından belirlenir. Yığın büyüklüğü problemin süresini şu şekilde etkiler; yığın büyüklüğü artarsa, problemin çözüm süresi uzar, yığın süresi azalırsa, problemin çözüm değerine ulaşılmayabilir⁴⁶.

Populasyon büyüklüğü 30 ile 100 adet kromozom içerecek şekildedir⁴⁷.



Şekil 3: Popülasyon Yapısı

Prof.Dr. Çetin Elmas, "Yapay Zeka Uygulamaları", 389.

1.4.4. Yeniden Üretim İşlemi

Mevcut olan yığından bir sonraki yığına aktarılacak olan dizilerin seçilme işlemidir. Genetik olarak mevcut yığında en uygun yapıya (değere) sahip olan diziler taşınacak dizilerdir⁴⁸.

⁴³Duman, **age**, 33.

⁴⁴ Paksoy, **age**, 21.

⁴⁵ Duman, **age**, 33.

⁴⁶ Elmas, **age**, 388.

⁴⁷ **age**, 388.

Diziler amaç fonksiyonuna göre kopyalanarak iyi olan kalıtsal özellikleri bir sonraki nesillere daha iyi aktaracak bireyler seçilir. Yeniden üretim işlemi Golberg'in tanımına göre yapay bir seleksiyondur⁴⁹.

1.4.5. Başlangıç Yığınının Oluşturulması

Çözümü noktadan noktaya değil, noktaların oluşturduğu yığın içinde araması genetik algoritmayı diğer sezgisel arama metodlarından ayıran bir özelliktir. Bu sayede genetik algoritmanın ilk adımı başlangıç yığınının oluşturulmasıdır⁵⁰.

Genelde başlangıç yığını rastgele oluşturulur. Uygulamada tercih edilen yöntem problemle ilgili bazı çözümler kabaca bilindiği durumlarda başlangıç popülasyonunun bu çözümler kullanılarak oluşturulmasıdır⁵¹.

1.4.6. Uygunluk Değeri

“Kromozomların, çözümde gösterdikleri başarı derecesini belirleyen bir değerlendirme işlevidir”⁵².

Bir çözümün, tanımlanan sert ve yumuşak kısıtlamalara uyup uymamasına göre alacağı değeri hesaplayan bir fonksiyon kullanarak uygunluk değerinin hesaplanması yapılır. Uygunluk değer fonksiyonu ile popülasyondaki her bir bireyin çözümü incelenerek, bireylerin taşıdığı çözüm hakkında bilgi sahibi olunur ve bu sayede o popülasyondaki en iyi birey bulunur. Her bir jenerasyonda elde edilen en iyi çözüm kaybedilmemeli, sonraki jenerasyondaki en iyi çözümle karşılaştırılmak üzere saklanmalıdır. Yeni jenerasyonlar üretildikçe, elde edilen çözümler arasındaki kalite farkı başlangıç çözümüne göre daha az olacağından uygunluk değerinin hesaplanması işlemi hassas olmalıdır⁵³.

⁴⁸ Duman, **age**, 33.

⁴⁹ Alparslan Fırlı, Engin Orhan . “Genetik Algoritmalarla Akış Tipi Çizelgelemede Üreme Yöntemi Optimizasyonu” , 2002 , **İTÜ Dergisi**, c.1 s.1, 3.

⁵⁰ Elmas, **age** ,33.

⁵¹ Karaboğa, **age**, 75.

⁵² Duman, **age**, 33.

⁵³ Gülcü, **age**, 9.

1.5. Genetik Algoritmada Kodlama

Genetik algoritma programının yazılması sırasında gen yapılarının ve kromozomların kodlanmasının uygun bir şekilde yapılması gerekmektedir. Aşağıda kodlama şekilleri hakkında bilgi verilmiştir.

1.5.1. İkili Kodlama

İkili kodlamada her kromozom 0 ve 1'lerden oluşan bit dizisi şeklinde ifade edilmektedir. Dizideki her bit çözümün bir özelliğini taşımaktadır. Dizinin tümü ise bir sayıya karşılık gelmektedir⁵⁴.

Kromozom	A	101110010110
Kromozom	B	010110100000

Şekil 4: İkili Kodlama İçin Kromozom Örneği

V.Nabiyev, **Yapay Zeka Problemleri Yöntemler - Algoritma**, (2005), 635.

1.5.2. Gri Kodlama

GA çözümlemesinin hızını özellikle büyük değer içeren karar değişkenlerinin iki tabanlı sayı sisteminde gösterilmesi yavaşlatabilir. Gri kodlamada iki tabanlı ardışık sayıların aralarındaki “Hamming mesafesi - Hamming distance” 1 (bir) olacak şekilde kodlanmaktadır. Diğer bir deyiş ile iki kromozomun farklılaşan bit sayısı 1 olacaktır. İkili sayı sisteminde “l=3” uzunluğundaki değerlerin onluk sayı sisteminde gösterilişleri ve gri kodları aşağıdaki şekilde gösterilmiştir⁵⁵.

⁵⁴ Nabiyev, **age**, 635.

⁵⁵ Paksoy, **age**, 55.

Tablo 1: L=3 Uzunluğundaki Sayıların Gri Kodla Gösterilmesi

İkili Sistem	Onlu sistem	Gri Kod
000	0	000
001	1	001
010	2	011
011	3	010
100	4	110
101	5	111
110	6	101
111	7	100

Semin Paksoy, **Genetik Algoritma İle Proje Çizelgeleme**(Doktora Tezi , Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü ,2007), 55.

1.5.3. Değer Kodlama

Gerçel gibi kompleks sayıların yer aldığı problemlerde ikili kodlama zor olduğu için bu kodlama yöntemi kullanılır. Bu kodlama sisteminde her kromozom bazı değerler dizisidir. Değerler problemle ilişkili olan gerçel sayı , karakter veya kompleks nesneler olabilir⁵⁶.

Kromozom	A	3.274 6.121 2.456
Kromozom	B	ABCJFKHDERJF
Kromozom	C	(geri),(sağ),(ileri)

Şekil 5: Değer Kodlama Özelliği İçin Kromozom Örneği

V.Nabiyev, **Yapay Zeka Problemleri Yöntemler - Algoritma**, (2005), 636.

1.6. Genetik Operatörler

“Bireyler üzerinde işlem yapmaya yarayan bu operatörler ile ilgili oldukça fazla çalışmalar yapılmış ve çok sayıda genetik operatörler geliştirilmiştir”⁵⁷.

Basit bir genetik algoritma üç operatörden oluşur⁵⁸.

⁵⁶ Nabiyev, **age**, 636.

⁵⁷ Karaboğa, **age**, 80.

- Üreme (Reproduction)
- Çaprazlama
- Mutasyon

“Bu operatörlerin uygun kombinezonlarının kullanımı genetik algoritmaların performansı için oldukça önemlidir”⁵⁹.

1.6.1. Üreme

Yeniden üreme operatöründe doğadaki doğal seleksiyon işleminin genetik algoritmalar tarafından uygulanarak güçlü bireylerin hayatta kalması ve güçlü çocuklar oluşturması hedeflenir⁶⁰. Yeniden üreme operatörü birbirinden farklı özelliklere sahip bireylerden hayatta kalabilecek özelliklere sahip olanların bir sonraki nesle taşınması bakımından gerekli bir operatördür⁶¹.

Bu operatörde, popülasyondan uygunluk değeri düşük olan bireylerin elenerek yerlerine uygunluk değerleri yüksek bireylerin kopyalarının konmasıdır. Uygunluk değeri; hangi bireyin sonraki topluluğa taşınacağını belirler. Bir dizinin uygunluk değeri, problemin amaç fonksiyonu değerine eşittir. Bir dizinin gücü uygunluk değerine bağlı olup iyi bir dizi, problemin yapısına göre maksimizasyon problemi ise yüksek, minimizasyon problemi ise düşük uygunluk değerine sahiptir⁶².

Bu operatör, topluluğun boyutu ile ilişkilidir. topluluk boyutu küçük bir popülasyonla çalışılması durumunda topluluk çeşitlendirmesinin olası iyi alternatiflerin oluşması için yetersiz kalması sorunu yaşanabilir. Bu sebeple seçimde, topluluktaki bireylerin çeşitlendirmesini daraltan bir yöntemin uygulanması iyi sonuç vermeyebilir⁶³.

⁵⁸ Gülcü, **age**, 10.

⁵⁹ Karaboğa, **age**, 80.

⁶⁰ Ayça Altay, **Genetik Algoritma ve Bir Uygulama** (Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007), 13.

⁶¹ Jose Nelson Amaral, Kagan Turner, Joydeep Ghosh, "Applying Genetic Algorithms to the State Assignment Problem", <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.36.4417> [15.12.2009].

⁶² Hakan Er, M.Koray Çetin, Emre İpekçi Çetin, "Finansta Evrimsel Algoritmik Yaklaşımlar: Genetik Algoritma Uygulamaları", **Akdeniz Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi**, s.10, 76.

⁶³ **age**, 76.

Üreme operatörünün uygulanmasında en çok kullanılan metodlar rulet tekerleği (roulette wheel) metodudur. Aşağıda bu üreme operatörünün uygulanmasında kullanılan metodlardan bazıları kısaca açıklanmıştır⁶⁴:

Rulet Seçme Tekniği: ilk defa Holland tarafından ortaya çıkarılan bir seçim tekniğidir. Rulet seçim tekniğinde tüm bireylerin uygunluk değerleri çizelgede yazılarak toplanır. Ve tüm bireylerin uygunluk değerleri toplama bölünerek 0,1 aralığında bir değer elde edilir. Elde edilen bu değerler bir çizelgede toplanır. Çizelgedeki sayılar birbirlerine eklenerek rastgele bir sayıya kadar ilerlenir. Bu sayıya ulaşıldığında son eklenen sayının ait olduğu çözüm seçilmiş olur⁶⁵.

Sigma Ölçekleme (Sigma Scaling): Rulet seçme yöntemi ile algoritmanın erken yakınsamasını engellemek üzere geliştirilmiş bir metoddur. Bu metoda bir bireyin seçilme şansı; uygunluk değeri, popülasyonun ortalama uygunluk değeri ve popülasyonun standart sapmasıyla orantılıdır⁶⁶.

Elitizm: Bir jenerasyondaki en iyi birey çaprazlama ve mutasyon gibi operatörlerle bozularak kaybolabilir. Mevcut topluluktaki uygunluk değeri en iyi olan birey doğrudan yeni topluluk havuzuna aktarılarak elitizm işlemi uygulanmaktadır. Bu işlem, en iyi bireyin kaybolmaması için hiçbir işleme tabi tutulmadan diğer jenerasyona aktarılması, böylelikle en iyi bireyin korunması amacı ile yapılır⁶⁷.

Bunun yanında elitizm seçim tekniği homojen popülasyonların oluşmasına neden olabilir⁶⁸.

Sıralı Seçim Tekniği: Her kromozomun uygunluk değeri hesaplanır. Ve kromozomlar bulunan bu uygunluk değerine göre en kötü uygunluk değerine sahip olandan en iyi değere sahip olana doğru sıralanır. Kromozomun değeri en uygunsuz 0, en uyumlu kromozomun değeri ise N (toplam kromozom sayısı) kadardır. Kromozomların seçilme olasılığı, bir doğru şeklinde artan bir fonksiyon haline

⁶⁴ Gülcü, age, 10.

⁶⁵ Berna Bolat, Osman Erol, Erdem İmrak, "Genetic Algorithms in Engineering Application And The Function Of Operator", **Sigma Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi**(2004,4,) 267.

⁶⁶ Gülcü, age, 10.

⁶⁷ Davut Özdağlar, Ertuğrul Benzedem, A.Murat Kahraman, "Kompleks Su Dağıtım Şebekelerinin Genetik Algoritma İle Optimizasyonu", **İMO Teknik Dergi**, 2006,3855.

⁶⁸ Michael Affenzeller, Stefan Wagner, "Reconsidering And Selection Concept of Genetic Algorithms from Population Genetic Inspired Point Of View", <http://www.heuristiclab.com/publications/papers/affenzeller04c.pdf>[1.12.2009].

getirilir. Sıralı seçim tekniği çeşitlilik yaratmak açısından Rulet Çemberinden daha iyi sonuç veren bir seçim yöntemidir⁶⁹.

Turnuva Seçim Tekniği: “Turnuva seçim yönteminde rastgele t adet birey seçilir ve seçilen bu büyüklüğe turnuva genişliği adı verilir. Bu gruptaki en iyi birey, yeni popülasyona kopyalanır. Bu işlem kullanıcı tarafından önceden kararlaştırılan çevrim sayısı kadar tekrarlanır”⁷⁰.

1.6.2. Çaprazlama

Çaprazlama genetik algoritmanın önemli bir operatörüdür. Var olan popülasyondan iki adet birey alınır ve rastgele bir çaprazlama noktası belirlenir. Bu noktadan itibaren bireylerin ‘bit’leri karşılıklı olarak yer değiştirir. Daha sonra oluşan bu iki yeni birey popülasyona dâhil edilir⁷¹.

Çaprazlamanın amacı iyi çözümlerden daha iyi çözümlerin üretilmesini sağlamak için yapıların elemanlarının birleştirmektir⁷².

Popülasyonda ne oranda bir çaprazlamaya izin verildiği çaprazlama oranı (p_c) ile gösterilir. Literatürde çeşitli çaprazlama operatörleri önerilmiştir. Bunlardan en yaygın kullanılanları tek noktalı çaprazlama ve çok noktalı çaprazlamadır⁷³.

1.6.2.1. Tek Noktalı Çaprazlama

“Öncelikle iki kromozomda rastgele olarak çapraz geçiş noktası tespit edilir. Yapıların kuyrukları yeni iki yapı üretmek için birbiriyle yer değiştirir”⁷⁴.

Birinci dizi **111001101**

İkinci dizi **100001011**

Birinci yeni dizi 111001011

⁶⁹ Alper Özbilen, “Genetik Algoritma İle İletişim Ağlarında Yönlendirme Optimizasyonu”, <http://www.elektrik.gen.tr/icerik/genetik-algoritma-ile-ileti%C5%9Fim-a%C4%9Flar%C4%B1nda-y%C3%B6nlendirme-optimizasyonu>[5.12.2009].

⁷⁰ Şaban Yurtçu, Yılmaz İçağa, “Evrimsel Algoritmaların İnşaat Mühendisliği Sistemlerinde Kullanımı”, **Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi**, 2006, 53.

⁷¹ Mehmet Çunkaş, Abdullah Ürkmez, “Çok Kriterli Bulanık Genetik Algoritma İle Dalgıç Asenkron Motorların Tasarımı”, **Gazi Üniv. Müh. Mim.Fak.Dergisi**, c.23, s3(2008), 649.

⁷² Karaboğa, **age**, 82.

⁷³ İhsan Kaya, “Çok Aşamalı Proseslerde Örnek Hacminin Belirlenmesi Üzerine Bir Model Ve Genetik Algoritmalar yardımıyla Çözüm Önerisi”, http://www.sosyalbil.selcuk.edu.tr/sos_mak/makaleler/%C4%B0hsan%20KAYA/KAYA,%20%C4%B0hsan.pdf[5.12.2009].

⁷⁴ Karaboğa, **age**, 82.

İkinci yeni dizi 100001101

1.6.2.2.Çift Noktalı Çaprazlama

Tek noktalı çaprazlamaya benzer şekilde kesimin kromozom boyunca iki yerde yapılması ile aynen tekrarlanır.⁷⁵ İlk noktaya kadar olan bitler ikinci ebeveynden kopyalanırken , kalan diğer bitler ise birinci ebeveynden yeni kromozoma aktarılır⁷⁶.

Önceki birey A B C D E F G

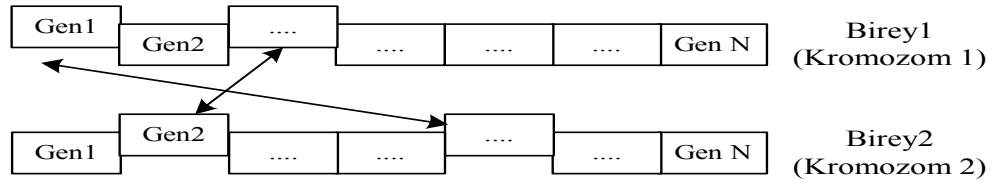
Önceki birey 1 2 3 4 5 6 7

Yeni birey A B 3 4 5 F G

Yeni birey 1 2 C D E 6 7

1.6.2.3.Çok Noktalı Çaprazlama

Çok noktalı çaprazlama yöntemi iki noktalı çaprazlama yönteminin gelişmiş halidir⁷⁷. Kromozomların çapraz olarak ikiden daha fazla yerden rasgele ayrılarak genlerin yer değiştirmesi ile sağlanır. Bu sayede yeni bireyler elde edilir⁷⁸.



Şekil 6: Çok Noktalı Basit Çaprazlama Operasyonu

Serdar BirOğul, Uğur Güvenç, "Genetik Algoritma ile Çözümü Gerçekleştirilen Atölye Çizelgeleme Problemlerinde Ürün Sayısının Etkisi", **Akademik Bilişim** (2007), 3.

1.6.2.4.Tekdüze(Uniform) Çaprazlama

Bu teknik rastgele hanelerin iki kromozom arasında yer değiştirmesi ile olur. Rastgele hane belirlendikten sonra rastgele bir altlık seçilere karşılıklı olarak

⁷⁵ Şen, **age**, 85.

⁷⁶ Nabiyev, **age**, 638.

⁷⁷ Bolat, Erol, İmrak, **age**, 268.

⁷⁸ Şen, **age**, 86.

rakamlar yer deęiřtirir. altlık bařlangıç kromozom uzunluęunda, 0 ve 1'leri ieren bir dizidir. Altlıkta bir haneye karřılık gelen rakam 0 ise; buna karřı gelen kromozom hanesindeki rakam birinci kromozoma geirilir. Eęer 1 ise buna karřı gelen rakam ikinci yeni kromozoma geirilir. rneęi ařaęıda verilmiřtir⁷⁹.

001010110001110

01111100001100

00110110001110 – Altlık

00111101001100

01101010000110

Tekdze aprazlama ařaęıda verilen altlık iin bir kesimli aprazlama olur.

Altlık 00000011111111

Benzer olarak iki noktalı aprazlamaya sebep olacak altlıkta

Altlık 00000011110000

řeklinde olacaktır. Tekdze aprazlama tekli, ikili ve dięer aprazlamaların bir genellemesidir.

1.6.2.5.Tersleme

“Kromozomun soldan saęa okunacak yerde saędan sola doęru gen dizisi ile okunması durumunda ortaya ıkan kromozomdur. Burada da nceki kromozomun temsil ettięi sayıdan farklı bir sayı elde edilir”⁸⁰.

rneęin;

1100010→98

Gibi bir kromozom tersine evrilirse

0100011→35

Gibi yeni bir kromozom elde edilir.

1.6.2.6.Karřılařtırmalı aprazlama

⁷⁹ age,87.

⁸⁰ age, 87.

Tek noktalı çaprazlamada kromozomların ilk kısımları aralarında aynı sıra dahilinde rakamlarla değiştirilecek yerde rakamlar tamamen bağımsız ve tekdüze bir rastgele sayı üreticisi ile yeni baştan 0 veya 1 rakamları ile doldurulur ama esas kromozomların ikinci kısımları aynen kalırsa buna karşılaştırmalı çaprazlama denir. Bu sayede yeni kromozomların başlangıç kısımları birbirlerinden tamamen bağımsızdır. Örneğin⁸¹

10001011 → 75

1110100 → 116

Kromozomların karşılaştırmalı çaprazlaması sonucunda

0101011 → 43

1010100 → 84

Elde edilir.

1.6.2.7.Ara Birleşmeli Çaprazlama

Eğer bir kromozoma yakın başka kromozomlar üretilmek isteniyorsa bu taktirde iki kromozomdan uygun kısımların alınarak aşağıdaki denkleme göre bir araya getirilmesi ile yeni ve istenen türde kromozomlar üretilebilir. İki ana kromozom K1 ve K2 ise bunların bir z aracılığıyla karşılaştırılması sonucunda yeni üye⁸²

$$K_y = K_1 z(K_2 - K_1)$$

Şeklinde elde edilir. Yapılan çalışmalara göre $-0.25 < z < 1.25$ arasında rastgele bir sayı olarak seçilmelidir.

1.6.2.8.Doğrusal Birleşmeli Çaprazlama

Bir önceki çaprazlamaya benzer ancak tüm birleşme durumları sabit bir z değerinin kullanılması ile elde edilir⁸³.

⁸¹ Şen, age, 88.

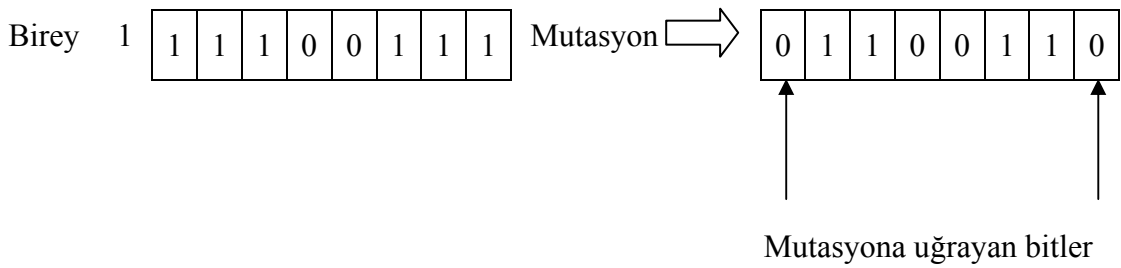
⁸² age, 88.

⁸³ age, 88.

1.6.3. Mutasyon

Çaprazlama operatörünün her nesile uygulanmasından sonra ilerleyen nesillerde birbirinin aynı gen yapılarına sahip diziler oluşması sorunu ortaya çıkmaktadır ki bu durumu ortadan kaldırmak için değişim (mutasyon) operatörü uygulanır⁸⁴.

Yeni üretilen bir bireyin mutlaka mutasyona uğraması gibi bir durum yoktur. Aksine, bu işlem çok az meydana gelir. Mutasyon oranı yüksek tutulursa algoritmanın çalışması olumsuz etkilenebilir, performansı düşebilir⁸⁵.



Şekil 7: Mutasyon

Ayla Gülcü, **Yapay Zeka Tekniklerinden Genetik Algoritma Ve Tabu Arama Yöntemlerinin Eğitim Kurumlarının Haftalık Ders Programının Hazırlanmasında Kullanımı** (Yüksek Lisans Tezi , Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,2006), 12.

Çaprazlama işleminden sonra oluşan her bir birey, mutasyona uğratılıp uğratılmayacağı hakkında incelenir. Mutasyona uğratılmak üzere seçilen bireyin çözümünün bazı bölümleri değiştirilir ve yeni özellikte bir birey oluşmuş olur⁸⁶.

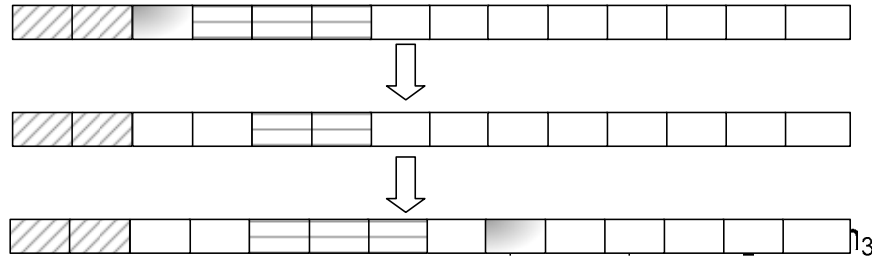
Genetik operatörlerin uygulanmasından sonra uygunluğu bozulan kromozomları istenilen duruma getirmek için tamir algoritmalarından faydalanılır. Çaprazlama ve mutasyon operatörlerinden sonra ortaya çıkan gen yapıları gerçekte olmayan gen yapılarına dönüşebilmektedir. Bu işlem bir döngü etrafında yapıldığı zaman ise genetik algoritma düzgün çalışmayacaktır. Ayrıca sonuçlarda çözüm uzayında farklı noktalara giderek hem çözümden uzaklaşılacak hem de çözümler yok olma tehlikesiyle karşı karşıya kalacaktır. Tamir operatörüne aşağıdaki gibidir⁸⁷.

⁸⁴ BirOğul, Güvenç, **age**, 3.

⁸⁵ Gülcü, **age**, 12.

⁸⁶ **age**,12.

⁸⁷ BirOğul, Güvenç, **age**, 3.



Şekil 8: Tamir Operatörü

Serdar BirOğul, Uğur Güvenç, "Genetik Algoritma ile Çözümü Gerçekleştirilen Atölye Çizelgeleme Problemlerinde Ürün Sayısının Etkisi", **Akademik Bilişim** (2007), 4.

1.7. Genetik Algoritmalarla Kontrol Parametreleri

Genetik algoritmaların kontrol parametrelerinin değerinin... seçimi... algoritmaların performansı üzerinde oldukça etkilidir. Basit bir genetik algoritmanın kontrol parametreleri⁸⁸:

- Popülasyon büyüklüğü
- Maksimum jenerasyon sayısı
- Çaprazlama oranı

Mutasyon oranıdır

1.7.1. Popülasyon Büyüklüğü

Popülasyon büyüklüğü, popülasyonda kaç tane birey olacağını gösterir. Popülasyon büyüklüğünün de yüksek yada düşük olması algoritmanın performansını etkilemektedir. Eğer popülasyondaki birey sayısı az ise arama uzayında bulunan çözümler yeterli gelmeyecek ve birey yerel minimumlara takılacaktır⁸⁹.

Bu real- time uygulamaları için istenmeyen bir durumdur"⁹⁰.

⁸⁸ Karaboğa, **age**, 85.

⁸⁹ N.Tunalıoğlu,T.Öcalan,"Üç Boyutlu Karayolu Güzergah Uygulamalarında Karar Destek Sistemi olarak Genetik Algoritmaların Kullanımı",**TMMOB Harita Ve Kadastro Mühendisleri Odası 11. Türkiye Harita Bilimsel Ve Teknik Kurultayı 2-6 Nisan 2007.**

⁹⁰ Karaboğa, **age**, 86.

1.7.2. Çaprazlama Oranı

Çaprazlamanın hangi sıklıkta yapılacağını çaprazlama oranı belirtmektedir. Çaprazlama işlemi hiç yapılmazsa yeni bireylerin eski bireylerin aynısı olmakta sorunu ortaya çıkacaktır. Bu durum yeni jenerasyonun eskisi ile aynı olduğu anlamına gelmemektedir. Eğer tüm bireyler çaprazlama işlemine tabi tutulursa yeni bireyler tamamıyla çaprazlama ile elde edilmiştir olur. Çaprazlama işlemi, eski bireylerden iyi taraflar alınarak elde edilen yeni bireylerin daha iyi olması umuduyla yapılmaktadır. Çaprazlama olmadığı durumda seçilen iki kromozom aynen gelecek jenerasyon için kopyalanır⁹¹.

1.7.3. Mutasyon Oranı

Bu oran mutasyonun hangi sıklıkla yapılacağını belirler. Yeni birey mutasyona uğrar ise bireyin bir kısmı değiştirilmiş olur aksi halde eğer mutasyona tabi tutulmazsa bu birey çaprazlama veya kopyalama sonrasında olduğu gibi kalır. Eğer bu oran %100 olursa kuşak içindeki bireyler tamamen değişir, %0 olursa hiç değişmeden kalır⁹².

Etkili bir genetik algoritma tasarlamak için mutasyon oranının frekansı çok iyi kontrol edilmelidir. Araştırmayı ıraksatmamak için mutasyon oranının yüksek tutulmaması gerekmektedir. Başka bir deyişle tahribatına neden olabilecektir. Çok düşük bir mutasyon oranının kullanılması durumunda ise ıraksamayı aşırı düşürecek ve araştırma uzayının tamamen araştırılmasını engelleyecektir⁹³.

1.8. Kontrol Parametreleri İle İlgili Yapılan Çalışmalar

“De Jong genetik algoritmaların performansı üzerinde kontrol parametrelerinin etkisini incelemek amacıyla çeşitli test problemleri kullanarak çalışmalar yapmış ve bu çalışmalar sonucunda iyi bir gerçek zaman ve gerçek olmayan zaman performansı elde etmek için kontrol parametrelerine uygun değerler önermiştir. Bu değerler aşağıdaki tabloda yer almaktadır⁹⁴.

⁹¹ N.Tunalıoğlu, T.Öcalan, **age**.

⁹² N.Tunalıoğlu, T.Öcalan, **age**.

⁹³ Karaboğa, **age**, 86.

⁹⁴ **age**, 91.

Tablo 2: Kontrol Parametreleriyle İlgili Yapılan Çalışmalar

Kontrol Parametreleri	De Jong	Shaffer	Grefenstette
Popülasyon Büyüklüğü	50-100	20-30	30
Çaprazlama Oranı	0.60	0.75-0.95	0.95
Mutasyon Oranı	0.001	0.005-0.01	0.01

Derviş Karaboğa, **Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları**, 91.

1.9. Şema Teoremi

Şema ikili dizileri göstermek için kullanılan bir gösterimdir. Holland bu kuram ikili diziler üzerinde temel bir genetik algoritma için tanımlamıştır. Bu yöntemle göre genetik algoritma iyi yapılar ortaya çıkarır ,çoğaltır ve birleştirir. Hollandın şema teoremi hala genetik algoritmaların başarısını açıklamak için en başarılı teorem olarak kullanılır⁹⁵.

Genetik algoritmada başarılı bireyler incelenerek bu bireyler arasında benzerlikler bulunabilir ve bu benzerliklerden yola çıkarak şemalar oluşturulabilir. Şemaların katılması ikili dizilerle gösterilen arama aralığını büyütmektedir. Bunun sonucu olarak sonucun bulunmasının zorlaştırması beklenir, ancak durum bu şekilde değildir. Seçilim ve yeniden kopyalama ile iyi özellikler daha çok bir araya gelerek daha iyi değerlere sahip semalarla uygun çözümler elde edilir⁹⁶.

1.10. Genetik Algoritma Akış Şeması

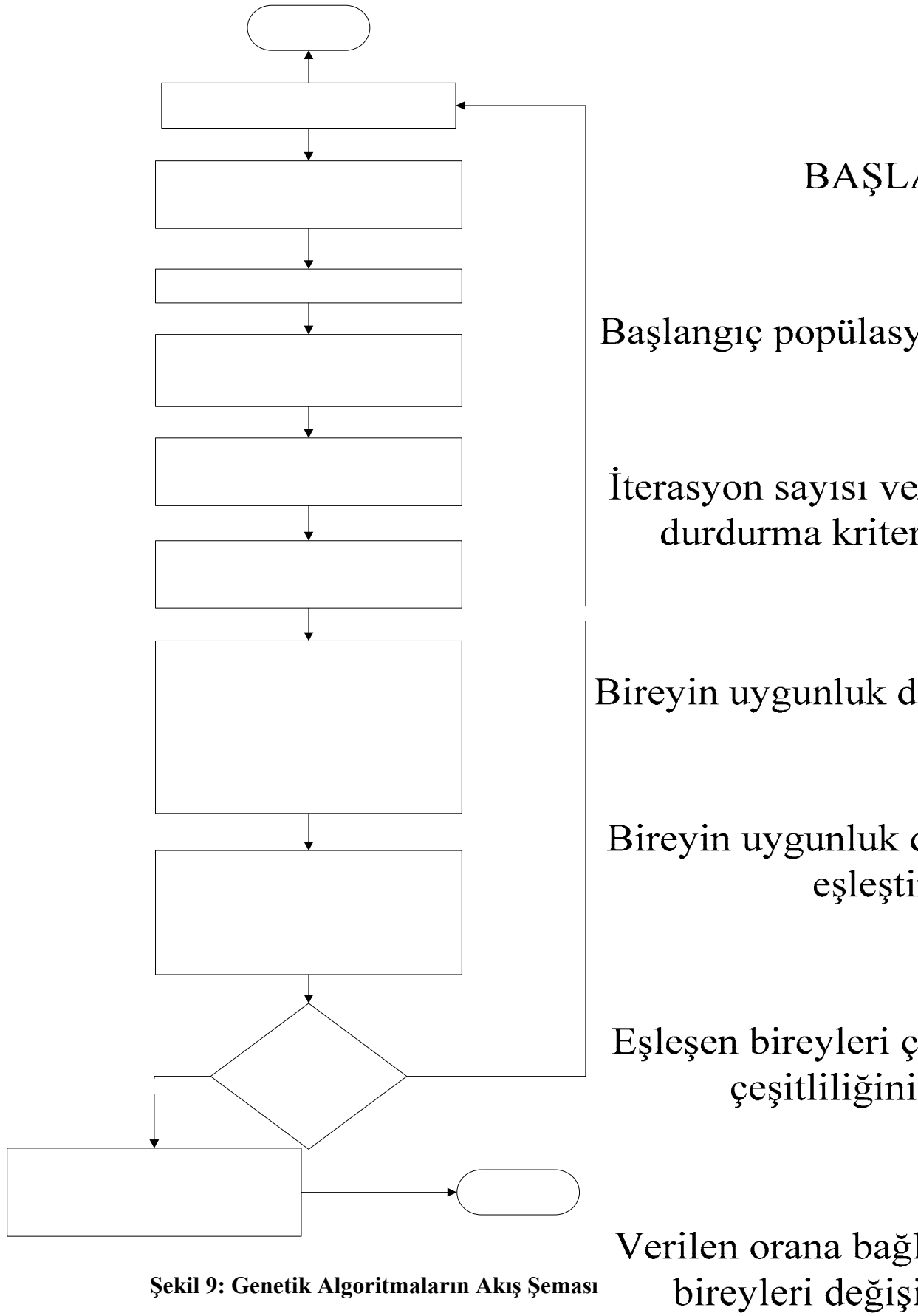
Standart bir genetik algoritmalar yöntemi şu şekilde yapılmaktadır⁹⁷.

1. Başlangıç popülasyonu rastlantısal olarak üretilir.
 2. Popülasyon içindeki tüm kromozomların amaç fonksiyonu değerleri hesaplanır.
 3. Tekrar üreme, çaprazlama ve mutasyon operatörleri uygulanır.
 4. Oluşturulan her yeni kromozomun amaç fonksiyonu değerlerini bul.
 5. Amaç fonksiyonu değerleri kötü olan kromozomları popülasyondan çıkar.
- 3,4, ve 5. basamakları durdurma kriteri sağlanıncaya kadar tekrarla

⁹⁵ Dr.Öznur İşçi, Prof.Dr. Serdar Korujoğlu, "Genetik Algoritma Yaklaşımı ve Yöneylem Araştırmasında Bir Uygulama", **Yönetim Ve Ekonomi** , c:10 s:2 (2003), 193.

⁹⁶ Ahmet Erdem, **age**, 36.

⁹⁷ İşçi, Korukoğlu, **age**, 193.



1.11. Genetik Algoritma İle Örnek Problem Çözümü

Kalp hastalarının kalp dışı cerrahi girişim öncesi değerlendirilmesinde kesin objektif ölçütlerin bulunabilmesi için yapılan pek çok çalışma mevcuttur. Bunların içinden en fazla kabul görenlerden biri Goldman ve arkadaşları tarafından ileri sürülenidir. Yapılan çalışmada 40 yaş üzerinde 1001 hasta incelenmiş ve risk analizi sonucu bir puanlama sistemi geliştirilmiştir. Bu çalışmada perioperatif kardiyak komplikasyonlarla aşağıda belirtilen risk faktörleri belirlenmiş ve her birine risk puanları verilmiştir⁹⁸.

Kardiyak Riskinin Hesaplanması İçin Gereken Bilgiler⁹⁹

1.Öykü

Ö1 Yaşın 70 den büyük olması (5)

Ö2 Son 6 ayda kalp krizi geçirip geçirmediği (10)

2.Fizik Muayene

F1 S3 gallop var mı (11)

F2 Juguler venöz dolgunluk var mı (11)

F3 Önemli aort kapak darlığı var mı (3)

3.Ekg Bulguları

E1 Sinüs ritmi var mı (7)

E2 Dakikada 5 den fazla ventriküler ekstrasistol var mı (7)

4.Genel Durum Bozukluğu

G1 PO₂<60 (3)

G2 K⁺<3 (3)

G3 BUN>50 (3)

G4 Anormal SGOT var mı (3)

G5 Kronik Karaciğer hastalığı var mı (3)

⁹⁸ Araş. Gör. Şakir Toprak, Araş. Gör. Murat Can Ganiz, Op.Dr.Şükrü Toprak, Doc.Dr.Ahmet Aslan, "Genetik Algoritmalarla Makine Öğrenmesi İçin Tıbbi Verilerden Hipotez Uzayı Oluşturması", ab.org.tr/ab03/tammetin/117.doc [5.4.2010].

⁹⁹ age.

G6 Kalp dışı bir nedenle yatalak olma var mı (3)

5. Ameliyat Riski

A1 Intraperitoneal var mı (3)

A2 Intratorasik var mı (3)

A3 Aortik cerrahi var mı (3)

A4 Acil cerrahi var mı (4)

Bu çalışmada “cerrahi müdahale geçirecek hastada kardiyak riskinin belirlenmesi” problemi için hem genetik algoritmalarda yapılacak değişiklikleri en aza indiren hem de ele alınan problemi yeterli bir şekilde temsil edilebilecek bir kavram açıklama dili oluşturulmuştur¹⁰⁰.

Kardiyak Riskinin hesaplanması için gerekli bilgilerde bulgular kullanılarak arama uzayı temsili yapılmıştır. Buna göre arama uzayının temsili için kullanılan nitelikler ve bu niteliklerin alabileceği değerler aşağıda gösterilmiştir¹⁰¹. Aşağıdaki veriler problemin çözümünde kullanılacak başlangıç popülasyonu verileridir¹⁰².

Öykü		Fizik muayene			Ekg bulguları		Genel durum bozukluğu						Ameliyat riski				Sonuç
Ö1	Ö2	F1	F2	F3	E1	E2	G1	G2	G3	G4	G5	G6	A1	A2	A3	A4	

1. kromozom

1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

2. kromozom

1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

3. kromozom

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

¹⁰⁰ age.

¹⁰¹ age.

¹⁰² age.

4. kromozom

0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

5. kromozom

1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

6. kromozom

1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Aşağıda kardiyak riskinin hesaplanması için gerekli bulgular kısmında yer alan bulguların aldığı çeşitli değerlere göre risk=var veya risk=yok sonuçlarının tespit edildiği hipotezler gösterilmiştir. Bu oluşturulan hipotezler bir anlamda makine öğrenmesine yardımcı olmak amacıyla kullanılan tecrübeler topluluğu olarak da ifade edilebilir¹⁰³.

Riskli durumlar¹⁰⁴

1-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (fizik muayene=f3) and (genel durum bozukluğu=g5 or genel durum bozukluğu=g6) then risk=var;

2-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (ekg bulguları=e1) and (genel durum bozukluğu=g4) then risk=var;

3-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (fizik muayene=f3) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g2) and (ameliyat riski=a2) then risk=var;

4-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (fizik muayene=f1) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g6) then risk=var;

5-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g2 or genel durum bozukluğu=g4) then risk=var;

6-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (fizik muayene=f3) and (ekg bulguları=e2) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a4) then risk=var;

7-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (genel durum bozukluğu=g1) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a4) then risk=var;

¹⁰³ age.

¹⁰⁴ age.

- 8-) if (öykü=ö1 or öykü=ö2) and (ekg bulguları=e2) and (ameliyat riski=a2) then risk=var;
- 9-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f1) and (ekg bulguları=e1 or ekg bulguları=e2) then risk=var;
- 10-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f2) and (ekg bulguları=e1) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g3 or genel durum bozukluğu=g5) then risk=var;
- 11-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f3) and (ekg bulguları=e1) and (genel durum bozukluğu=g4 or genel durum bozukluğu=g5) and (ameliyat riski=a2) then risk=var;
- 12-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f2) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g3 or genel durum bozukluğu=g5) then risk=var;
- 13-) if (öykü=ö2) and (fizik muayene=f2) then risk=var;
- 14-) if (öykü=ö2) and (fizik muayene=f3) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a4) then risk=var;
- 15-) if (öykü=ö2) and (fizik muayene=f1) and (ekg bulguları=e2) then risk=var;
- 16-) if (ekg bulguları=e1 or ekg bulguları=e2) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g2 or genel durum bozukluğu=g3) and (ameliyat riski=a1) then risk=var;
- 17-) if (ekg bulguları=e1) and (genel durum bozukluğu=g5 or genel durum bozukluğu=g6) (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a3) then risk=var;
- 18-) if (ekg bulguları=e2) and (fizik muayene=f1) and (genel durum bozukluğu=g1 or genel durum bozukluğu=g2) then risk=var;
- 19-) if (fizik muayene=f2) and (genel durum bozukluğu=g2) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a4) then risk=var;
- 20-) if (fizik muayene=f3) and (genel durum bozukluğu=g4 or genel durum bozukluğu=g5 or genel durum bozukluğu=g6) and (ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a3 or ameliyat riski=a4) then risk=var;

Risk olmayan durumlar¹⁰⁵

21-) if (genel durum bozukluğu=g5 or genel durum bozukluğu=g6) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a4) then risk=yok;

22-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f1) and (genel durum bozukluğu=g4) then risk=yok;

23-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f2 or fizik muayene=f3) then risk=yok;

24-) if (öykü=ö1) and (fizik muayene=f3) and (ekg bulguları=e1) then risk=yok;

25-) if (fizik muayene=f3) and (ekg bulguları=e1) and (genel durum bozukluğu=g4 or genel durum bozukluğu=g5) then risk=yok;

26-) if (ekg bulguları=e1 or ekg bulguları=e2) and (ameliyat riski=a1) then risk=yok;

27-) if (fizik muayene=f1) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a3) then risk=yok;

28-) if (fizik muayene=f2) and (genel durum bozukluğu=g4 or genel durum bozukluğu=g6) then risk=yok;

29-) if (genel durum bozukluğu=g3 or genel durum bozukluğu=g4 or genel durum bozukluğu=g6) and (ameliyat riski=a1 or ameliyat riski=a4) then risk=yok;

30-) if (ekg bulguları=e1) and (ameliyat riski=a2 or ameliyat riski=a3 or ameliyat riski=a4) then risk=yok;

Başlangıç popülasyonlarında rastgele oluşturulmuş olan başlangıç popülasyonundaki kromozomların(hipotezlerin) her birinin eğitim örneklerinin kaç tanesini doğru olarak sınıflandırdığı tespit edilerek aşağıdaki tablo oluşturulmuştur.¹⁰⁶

¹⁰⁵ age.

¹⁰⁶ age.

Tablo 3: Kromozomların Eğitim Örneklerini Doğrulama Sayıları

Kromozom Numarası	Eğitim örneklerinden kaç tanesini doğruladığı - $f(x)$	$f(x^2)$
1	2	4
2	5	25
3	2	4
4	1	1
5	8	64
6	5	25

Toplam 123

Araş. Gör. Şakir Toprak, Araş. Gör. Murat Can Ganiz, Op.Dr.Şükrü Toprak, Doc.Dr.Ahmet Aslan, "Genetik Algoritmalarla Makine Öğrenmesi İçin Tıbbi Verilerden Hipotez Uzayı Oluşturması", ab.org.tr/ab03/tammetin/117.doc[5.4.2010].

Makine öğrenmesinde kullanılacak Genetik algoritmanın uygunluk (fitness) fonksiyonu için yukarıdaki tabloda sonuçları veren $f(x^2)$ fonksiyonu kullanılabilir¹⁰⁷.

Tablo 4: Kromozomların Bir Sonraki Nesile Seçilmesi Olasılıkları

Kromozom Numarası	$y=f(x^2) / \Sigma f(x^2)$	Kümülatif Toplam (y)
1	0,0325	0,0325
2	0,2032	0,2357
3	0,0325	0,2682
4	0,0081	0,2763
5	0,5203	0,7966
6	0,2032	1

Araş. Gör. Şakir Toprak, Araş. Gör. Murat Can Ganiz, Op.Dr.Şükrü Toprak, Doc.Dr.Ahmet Aslan, "Genetik Algoritmalarla Makine Öğrenmesi İçin Tıbbi Verilerden Hipotez Uzayı Oluşturması", ab.org.tr/ab03/tammetin/117.doc[5.4.2010].

Bir sonraki neslin oluşturulması için rassal sayılar üretilir. Bu rassal sayılar kümülatif toplamlardan oluşan ve rulet tekerleği adı verilen yapının hangi aralığına denk geliyorsa o kromozom seçilir¹⁰⁸.

¹⁰⁷ age.

¹⁰⁸ age.

Tablo 5: Üretilen Rassal Sayılar ve Bunun Sonucunda Seçilen Kromozomlar

Rassal sayılar:	0,3456	0,123	0,8023	0,7004	0,2435	0,2108
Seçilen Kromozom	5	2	6	5	3	2

Araş. Gör. Şakir Toprak,Araş. Gör. Murat Can Ganiz, Op.Dr.Şükrü Toprak,Doc.Dr.Ahmet Aslan,”Genetik Algoritmelerde Makine Öğrenmesi İçin Tıbbi Verilerden Hipotez Uzayı Oluşturması”, ab.org.tr/ab03/tammetin/117.doc[5.4.2010].

Kromozomlar seçildikten sonra programa verilen çaprazlama ve mutasyon parametrelerine göre bu kromozomların belirli oranları ilk önce çaprazlama daha sonra ise mutasyon işlemlerine tabi tutularak yeni nesil oluşturulmuş olur¹⁰⁹.

1.12. Genetik Algoritmaların Diğer Arama Tekniklerinden Farkı

Genetik algoritmaları diğer algoritmalarından ayıran en önemli özellikler aşağıda yer almaktadır¹¹⁰.

Genetik algoritma, parametrelerin kendileri ile doğrudan ilgilenmez, parametre setlerinin kodları ile ilgilenir,

Genetik algoritmanın arama alanı, yığının veya popülasyonun tamamıdır; tek nokta veya noktalarda arama yapmaz,

Genetik algoritmalarda amaç fonksiyonu kullanılır, sapma değerleri veya diğer hata faktörleri kullanılmaz,

Genetik algoritmaların uygulanmasında kullanılan operatörler stokastik yöntemlere dayanır, deterministik yöntemler kullanılmaz.

1.13. Genetik Algoritmaların Yararları ve Sakıncaları

Genetik algoritmalar ile ilgili yapılan çalışmalarda genetik algoritmaların başarısının birden fazla kritere bağlı olduğu gözlenmiştir. Başarılı sonuç elde etmek

¹⁰⁹ age.

¹¹⁰ Elmas, age, 384.

amacıyla belirlenen bu kriterler; aday çözümlerin kodlanması yöntemi, operatörler ve kabul edilen parametreler olarak tanımlanmaktadır.

Populasyon büyüklüğü, çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı, kuşak aralığı, seçim stratejisi ve fonksiyon ölçeklemesi olarak sıralanabilecek bu parametreler için genel geçer değerler bulunamamıştır. Bu nedenle, üzerinde çalışılan probleme özel olarak belirlenmeleri gerekebilir¹¹¹.

Uygunluk fonksiyonunun verimli ve hassas olması, genetik algoritmaların başarısı için oldukça önemli yer tutmaktadır. Çünkü uygunluk fonksiyonları kromozomları problemin parametreleri haline getirmekte ve bunlara göre hesaplama ya da değerlendirme yapılmaktadır¹¹².

Genetik algoritmalar yapılarından dolayı özellikle çözüm uzayının geniş, süreksiz ve karmaşık olduğu problem tiplerinde başarılı sonuçlar verebilmektedir. Genetik algoritmalar geleneksel yöntemlere göre çözümü zor fonksiyonların çözülmesinde etkindir¹¹³.

Genetik algoritmaların sakıncası ise , sürekli ya da karma değişkenli problemlerde optimuma yakın çözümlerin elde edilmesidir. Bunun nedeni ise sürekli değişkenlerin, kesikli değişken olarak yaklaşık değerine kodlanması mantığına dayanmaktadır .Gerçek optimal değeri elde etmek için genetik algoritma ve diğer arama yöntemlerinden birini içeren karma (hybrid) bir yöntem kullanmak gerekmektedir¹¹⁴.

Diğer bir sakıncada, genetik algoritmaların bir fonksiyonu tekrarlı olarak hesaplamasıdır. Uygunluk fonksiyonu, (jenerasyon sayısı x toplum büyüklüğü) sayısı kadar hesaplanmak zorundadır¹¹⁵.

Genetik algoritmaların diğer bir sakıncası ise en iyi çözümün mevcut çözümler arasından seçilmesi nedeniyle, göreceli olmasıdır. Bu durum, ulaşılan çözümün en iyi çözüm olup olmadığının kontrol edilmesine imkân vermeyebilir. Bu nedenle genetik

¹¹¹ Yusuf Levent Şahin,Ahmet Naci Çoklar, ”Öğretim Yazılımlarının Tasarlanmasında Genetik Algoritmaların Kullanılması”, ietc2008.home.anadolu.edu.tr/ietc2008/235.doc[1.12.2009].

¹¹² Paksoy, **age**, 41.

¹¹³ Şahin, Çoklar, **age**.

¹¹⁴ Paksoy, **age**, 41.

¹¹⁵ **age**, 41.

algoritmalar en iyi çözümün ne olacağının bilinmemesi durumunda kullanılmaktadır¹¹⁶.

1.14. Genetik Algoritmanın Uygulama Alanları

Yukarıda da belirtildiği gibi genetik algoritmalar, geleneksel optimizasyon tekniklerine göre zor, süreksizlik içeren fonksiyonları çözmede daha etkindirler. Çözüm uzayının tamamının taranmasını gerektiren geleneksel çözüm yöntemlerinde problem çözümü değişken sayısının artmasıyla imkansız hale gelebilmektedir. Genetik algoritmalar ise çözüm uzayının yalnızca belirli bir kısmını taradığı ve eş zamanlı arama yaptığı için, bu tip problemlerde çözüme daha kısa sürede ulaşabilmektedir¹¹⁷.

Gezgin Satıcı Problemi, aralarındaki uzaklıklar bilinen N adet noktanın (şehir, parça veya düğüm gibi) her birisinden yalnız bir kez geçen en kısa veya en az maliyetli turun bulunmasını hedefleyen bir problemdir¹¹⁸. Gezgin satıcı problemlerinin çözümünde genetik algoritmalarla faydalanılmaktadır.

Yu-Hsin Lui [2010] olasılıklı gezgin satıcı problemini genetik algoritmalar yardımıyla çözümlenmiştir¹¹⁹. Ling-Ning Xing ve arkadaşları [2008] yaptıkları çalışmada asimetrik gezgin satıcı problemini genetik algoritmalar yardımıyla çözümlenmiştir¹²⁰.

Gezgin satıcı probleminin yanı sıra araç rotalama probleminin çözümünde de genetik algoritma kullanımı yapılmıştır .

Baha Pakkan, Yrd.Doc.Dr Murat Ermiş [2010] “hava kuvvetlerinin gözlem amaçlı olarak olası hedeflere çevrim dışı olarak görev planlamasını daha hızlı ve

¹¹⁶ age,41.

¹¹⁷ Emel Taşkın, “Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları” ,**Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi** (2002),129.

¹¹⁸ Utku Çevre, Özkan Barış , Uğur Aybars , "Gezgin Satıcı Probleminin Genetik Algoritmalarla Eniyilemesi ve Etkileşimli Olarak İnternet Üzerinde Görselleştirilmesi", http://inet-tr.org.tr/inetconf13/inet_Ornek.pdf[1.12.2009].

¹¹⁹ Yu-Hsin Lui “Different İnitial Solution Generators in Genetic Algoritihm For Solving Probabilistic Travelling Salesman Problem”,**Applied Mathematics And Computation** ,2010,125.

¹²⁰ Ling-Ning Xing ve diğ.,”A Hybrid Approach Combining An İmproved Genetic Algorithm And Optimization Strategies For The Asymetric Travelling Salesman Problem”,**Engineering Applications Of Artificial Intelligence**,2008,1370.

daha etkin bir şekilde yapabilmesine yardımcı olabilecek genetik algoritma tabanlı bir çözüm yöntemi” geliştirmişlerdir¹²¹.

Shuguang Lui, Weilai Huang [2009] kısa boyutlu ve mix rotalama probleminin genetik algoritmalar yardımıyla çözümlemeye çalışmışlardır¹²².

Ayrıt rotalama problemlerinden olan Çinli postacı problemi Mektup dağıtımı, yol bakımı, polis devriye araçlarının ve kar temizleme araçlarının rotalarının belirlenmesi ve otobüs çizelgelemesi gibi pek çok uygulama alanı bulunmaktadır.¹²³ Çinli postacı probleminde de değişken sayısı arttıkça çözüme ulaşma zamanı üstsel olarak artmaktadır. Bu tarz birleşik optimizasyon problemlerinin çözümünde genetik algoritmalar kullanılmaktadır¹²⁴.

Atölye çizelgeleme problemleri NP olarak adlandırılan problem sınıfına girdiğinden dolayı bu tarz problemlerin belirli kısıtlar altında çözümünün gerçekleşmesi klasik yöntemlerle mümkün olmamaktadır. Genetik algoritmanın atölye çizelgeleme problemlerinde kullanımı ilk defa Davis tarafından gerçekleştirilmiştir. Liepis ise ilk defa genetik algoritmayı iki makineli çizelgeleme için uygulamıştır. Chen ve arkadaşları genetik algoritmaların var olan diğer sezgisel yaklaşımlardan daha iyi sonuç verdiğini belirtmişlerdir¹²⁵.

İster haber ve makale sunan web sitesi olsun ister ürün satışı yapan e-ticaret sitesi olsun bir çok web sitesi çok büyük boyutlarda içerik sunmaktadır. Bu tarz çok büyük içerik sunan web sitelerinde yaşanan zorluk kullanıcının rahat okuyabileceği biçimde ve en az yer kaplayacak şekilde dinamik olarak web sitelerinin oluşturulmasıdır. Gerçek zamanlı olarak oluşturulan bu tarz sayfalarda sayfa düzenleri istenmeyen boşluklar sorun yaratabilmektedir. Yaşar Gözüdeli ve M.Ali Akçayol [2006] genetik

¹²¹ Hv.Pl't.Yzb. Baha Pakkan, Yrd. Doc.Dr. Hv.Müh.Yb. Murat Ermiş, “İnsansız Hava Araçlarının Genetik Algoritma Yöntemiyle Çoklu Hedeflerin Planlanması”,**Havacılık Ve Uzay Teknolojileri Dergisi**, c.4,s.3,77.

¹²² Shugang Lui, Weilai Huang, Huiming Ma,”An effective Genetic Algorithm For the Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problems”,**Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**,434.

¹²³ Yrd.Doc.Dr. Gül Gökay Emel, Araş. Gör. Çağatan Taşkın, Emtullah Dinç, “Yönsüz Çinli Postacı Problemi : Polis Devriye Araçları İçin Bir Uygulama”,
http://www.anadolu.edu.tr/arastirma/hakemli_dergiler/sosyal_bilimler/pdf/2003-1/sos_bil.6.pdf[5.4.2010].

¹²⁴ Taşkın, **age**,129.

¹²⁵ Biroğul, Güvenç, **age**, 1.

algoritma kullanarak bir sayfada iki sütun halinde yer alan bilgilerin gerçek zamanlı olarak oluşturulması problemini çözmüşlerdir¹²⁶.

Genetik algoritmaların yaygın olarak kullanıldığı alanlardan biri, belirli ve özel görevler için gerekli olan bilgisayar programlarını geliştirmedir. Ayrıca, diğer hesaplama gerektiren yapıların tasarımı için de kullanılmaktadır. Bunlara örnek olarak, bilgisayar çipleri tasarımı, ders programı hazırlanması ve ağların çizelgelenmesi verilebilir¹²⁷.

Bülent Altunkaynak Ve Alptekin Esin [2004] doğrusal olmayan regresyonda parametre tahmini genetik algoritma kullanmışlardır. Yaptıkları çalışmada genetik algoritmaların diğer yöntemler kadar etkin çözümler üretebileceğini S biçimli büyüme modellerinde parametre tahminleri yaparak göstermeye çalışmışlardır¹²⁸.

Veri madenciliği alanında *Chi ve ark*'nın 2007 de yapmış olduğu çalışma önemlidir; tedarik zinciri ağının performansını bazı girdi ve çıktılarına göre değerlendirmişlerdir. Tüccar ziyaretleri, nakliyeler arasındaki süre gibi ağın yedi girdi değerine göre açık miktarı ve satış miktarı altı kısıta göre performansı değerlendirmektedir¹²⁹.

So ve Chan, genetik algoritmayı asansör kontrol sistemine uygulamış ve ortalama bekleme zamanını bu yöntemle azaltmışlardır. Tobita ve arkadaşları, bina çevrimi ve çevre şartlarıyla diğer metodlar arasındaki farklılıkları anlatarak asansör grup kontrol sisteminde kullanılan genetik algoritma için yeni bir metod tanıtmışlardır¹³⁰.

Serhat Özkes ve A. Yılmaz Çamurcu [2006] mamogramlarda ve akciğer bilgisayarlı tomografilerinde şablon eşleme yöntemi kullanarak gerçekleştirilmiş olan bilgisayar destekli tespit sistemlerini incelemişler ve bu sistemleri karşılaştırmışlardır. Yaptıkları bu çalışmada akciğer bölgesindeki nodüllerin tespiti için genetik algoritma tabanlı yeni bir şablon eşleme tekniği geliştirmişlerdir.¹³¹

¹²⁶ Yaşar Gözüdeli, M.Ali Akçayol, "Genetik Algoritma İle Web Sayfası Düzeninin Gerçek Zamanlı Optimizasyonu", **Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi** (2007), 431.

¹²⁷ Taşkın, **age**, 130.

¹²⁸ Bülent Altunkaynak , Alptekin Esin, "Doğrusal Olmayan Regresyonda Parametre Tahmini İçin Genetik Algoritma Yöntemi", **Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi**(2004),43.

¹²⁹ Dr.Tunçhan Cura, "**Modern Sezgisel Teknikler Ve Uygulamaları**",98.

¹³⁰ Bolat, Erol, İmrak, **age**,265.

¹³¹ Serhat Özkes, A.Yılmaz Çamurcu, "Şablon Eşleme Yöntemi Kullanılarak Mamogramlardaki Ve Akciğer BT'lerindeki Anormalliklerin Bilgisayar Destekli Tespiti : Bir Derleme Çalışması", **İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi** (2006),101.

Ayrıca Doppler ultrasonografi bulguları bir çalışmada genetik algoritmalar kullanılarak sınıflandırılmıştır¹³².

Genetik algoritmalar, finansal modelleme uygulamalarında özellikle hisse senedi fiyatlarındaki değişim kalıplarını tahmin etmede ve bulmada, kaynak tahsisi ve uluslararası sermaye tahsisi stratejilerini belirlemede genetik algoritmalar kullanılabilmektedir¹³³.

Finans alanındaki önemli araştırmalardan biri de iflas tahmin modelleridir . Çünkü finansal kurumlardaki risk yönetiminin temelini oluşturmaktadır¹³⁴.

Franco Varetto[1998] , borç geri ödememe riskinin analizinde genetik algoritmalarından faydalanmıştır. Ve yaptığı çalışmada iflasın sınıflandırılmasında ve tahmininde klasik istatistiki yöntemler ile genetik algoritmaları karşılaştırmıştır¹³⁵.

Aynı şekilde Hyunchul Ahn, Kyoung-jae Kim [2009] iflas tahmin modelinde genetik algoritma yaklaşımını uygulamıştır¹³⁶.

V.Ravi ve arkadaşları [2008] banka performans tahmini ile ilgili çalışmalarında yumuşak kısıtların optimizasyonunda genetik algoritmaları kullanmışlardır¹³⁷.

Hans – Georg Wittkemper ve Manfred Steiner [1996] 1967’den 1986 ya kadar 67 Alman şirketlerindeki finansal verileri kullanarak stok sistematik risklerin tahmin edilmesinde değişik yöntemleri tartışmışlardır. Ve en kesin tahminlere genetik algoritma tabanlı sinirsel ağlarla optimize edildiğini görmüşlerdir¹³⁸.

2007’de *Elaoud ve ark.* tarafından yapılan çalışmada matbaacılık alanında kapak baskı maliyetlerinin optimizasyonu problemi genetik algoritma yaklaşımıyla çözülmüştür. Problemde baskıda kullanılan levhalar dört parçaya ayrılabilmekte ve

¹³² Selami Serhatlıoğlu, Fırat Hardalaç, ”Yapay Zeka Teknikleri Ve Radyolojiye Uygulanması”, **Fırat Tıp Dergisi** (2009), 3.

¹³³ Taşkın, **age**, 132.

¹³⁴ Hyunchul Ahn, Kyoung-jae Kim, ”Bankruptcy Prediction Modeling with Hybrid case – based Reasoning And Genetic Algorithm Approach”, **Applied Soft Computing** (2009),599.

¹³⁵ Franco Varetto, ”Genetic Algorithms Application in the Analysis Of Insolvency Risk”, **Journal Of Banking & Finance** (1998),1421.

¹³⁶ Ahn, Kim, **age**, 599.

¹³⁷ V. Ravi, H. Kurniawan, Peter Nwee Kok Thai, P. Ravi Kumar, ”Soft Computing System For Bank Performance Prediction”, **Applied Soft Computing** (2008),305.

¹³⁸ Hans-Georg Wittkemper, Manfred Steiner, ”Using Neural Networks To Forecast the Systematic Risk of Stocks”, **European Journal Of Operational Research**(1996),577.

her bir parçaya farklı bir kapak yerleştirilebilmektedir. Böylece problemde amaç kağıt baskı maliyeti ve kullanılan levha maliyetinin toplamını minimize etmektir¹³⁹.

Birden fazla işin birden fazla makinede programlanması problemini *Chen ve ark.* 2008 yılında çözmüşlerdir. Fakat problemi klasik halinden biraz daha öteye götürerek bir işin aynı makinede birden fazla kez işlenebileceğini varsayımlardır¹⁴⁰.

Louis Gosselin , Maxime Tye-Gingras [2009] genetik algoritmaları ısı transfer probleminin çözümünde kullanmışlardır. Isı transfer probleminin üç ana alanını (termal sistem dizayn problemi, ters ısı transfer problemi, ısı transfer korelasyonun gelişimi) genetik algoritmalarla tanımlamışlar ve çözümlemeye çalışmışlardır¹⁴¹.

Vedat Toğan ve Ayşe Daloğlu [2006] üç boyutlu kafes sistemlerinin şekil ve boyut optimizasyonunun genetik algoritmalar kullanarak çözümlemeye çalışmışlardır. Kafes sistemlerinin düğüm noktaları koordinatları da tasarım değişkenleri olarak dikkate alınmış ve sistemler minimum ağırlıklı olacak şekilde incelenmiştir¹⁴².

¹³⁹ Cura, **age**, 99.

¹⁴⁰ Cura, **age**, 99.

¹⁴¹ Louis Gosselin, Maxime Tye-Gingras, François Mathieu-Potvin , “Review of Utilization of Genetic Algorithms In Heat Transfer Problem ”, **International Journal Of Heat And Mass Transfer**, 2009,2169.

¹⁴² Vedat Toğan, Ayşe Daloğlu, ”Genetik Algoritma ile Üç boyutlu Kafes Sistemlerinin Şekil Ve Boyut Optimizasyonu”, **İMO Teknik Dergi** ,2006, 3809.

2. ATAMA PROBLEMİ

2.1. Atama Problemi Tanımı

Yöneylem Araştırması'nda en çok tanınan problemlerden biri “Atama” (Assignment) problemidir¹⁴³.

Atama problemi, ulaştırma problemlerinin özel bir durumudur.¹⁴⁴ Atama probleminde yapılması gereken n tane iş vardır. Bu görevleri yapmaları için de n ayrı kişi bulunmaktadır. Burada her işçinin üzerine aldığı her iş için verimliliğinin sabit olduğu varsayımı altında toplam başarının maksimum olduğu bir düzenleme aranmaktadır. Yani her göreve mutlaka bir kişinin verilmesi ve bir kişinin sadece tek bir göreve atanması koşuluyla en küçük toplam maliyeti doğuracak birebir kişi-görev eşleşmesinin bulunması istenmektedir¹⁴⁵.

2.2. Atama Modeli

Verilen n işin n işlem noktasına dağıtımına dönük problemler için geliştirilen modellere “Atama Modeli” denir¹⁴⁶.

Genel olarak n sayıdaki işçinin m sayıdaki işe atanması şeklinde tanımlanabilen klasik atama probleminin doğrusal atama modeli şu şekilde yazılabilir¹⁴⁷.

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}$$

¹⁴³ Adalet Öner, Fusun Ülengin, “Atama Problemleri için yeni bir çözüm yaklaşımı”, **İTÜ Mühendislik Dergisi**, c.2,s.1(2003), 74.

¹⁴⁴ Erdem Erciyes, Cevriye Gencer, “İl Jandarma Komutanlıklarında Jandarma Astsubayların Atanması için Karar Destek Sistemleri”, http://w3.gazi.edu.tr/~ctemel/erciyes&gencer_2005.pdf [10.01.2010].

¹⁴⁵ Güray Şener, **Katlı Atama Problemleri ve Çözümü**, (Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007), 2.

¹⁴⁶ Şener, **age**, 2.

¹⁴⁷ İbrahim Güngör, “Çok Amaçlı Atama Problemlerine Bir Çözüm Önerisi”, **Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F**(2003), 37.

Kısıtlar

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad i=1,2,3,\dots,m \quad (\text{bir işçi sadece bir işe atanmalı})$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad j=1,2,3,\dots,n \quad (\text{bir işe sadece bir işçi atanmalı})$$

$$x_{ij} = 0 \text{ veya } 1$$

2.3. Atama Problemleri Çeşitleri

2.3.1. Kuadratik Atama Problemi

Aralarındaki akış miktarı bilinen n sayıda tesisin aralarındaki uzaklıklar belli olan n sayıda bölgeye, tesisler arası malzeme akış miktarı ile uzaklıklar çarpımını minimize edecek şekilde atanması problemine kuadratik atama problemi denilmektedir. Daha genel bir anlatımla problem, verilen bir $N = \{1, 2, \dots, n\}$ kümesi, $A = (a_{ij})$ ve $B = (b_{ij})$ matrisleri ve N kümesinin tüm permütasyonları $\Pi(n)$ için aşağıdaki toplamın en küçüklenmesi olarak ifade edilebilir:

$$C(P) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{P(i)P(j)}$$

Yukarıdaki ifadede n tesis(yer) sayısını, A ve B matrisleri ise tesisler arasındaki akış miktarını ve yerler arasındaki uzaklığı belirtmektedir¹⁴⁸.

Kuadratik atama problemi, yerleştirme ve lokasyon çalışmalarında sıklıkla uygulanan özel bir tipte atama problemidir. Bu problemin klasik atama probleminden ayıran en önemli farklılık, lineer olmayan bir amaç fonksiyonu oluşturan, atama çiftleri arasındaki etkileşimlerdir¹⁴⁹.

Kuadratik atama probleminin kampüs planlama, kablo düzenleme, çip düzenleme, kontrol paneli tasarımı, makina çizelgeleme, bilgi aktarımı, kimyasal

¹⁴⁸ Orhan Türkbey, "Tesis Düzenlemesi Probleminde Yerel Arama Sezgiseli Kullanan Bir Genetik Algoritma : Memetik Algoritma Yaklaşımı", **Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi**, c:8,s:2,265.

¹⁴⁹ Bahadır Gülsün, Gülfem Tuzkaya, Cem Duman, "Genetik Algoritmalar İle Tesis Yerleşimi Tasarımı Ve Bir Uygulama", **Doğuş Üniversitesi Dergisi**, 74.

reaksiyonların analizi, arkeolojide veri sıralaması gibi pek çok uygulama alanı mevcuttur¹⁵⁰.

2.3.2. Rıhtım Atama Problemi

Gelen gemileri yanaşabilecekleri rıhtım lokasyonlarına atama problemi “rıhtım atama problemi” olarak tanımlanmıştır. Rıhtım atama problemi, gelen gemilerin her biri için, toplam yanaşma maliyetini minimize edecek şekilde geminin yanaşma zamanının (veya sırasının) ve pozisyonunun belirlenmesi problemidir. Bu anlamda rıhtım atama problemi de genel bir atama / çizelgeleme problemi yapısı göstermektedir. Rıhtım atama probleminde gemilerin tahmini geliş zamanları ve operasyon süreleri önceden bilinmektedir. Rıhtım atama probleminin optimum çözümü dünya limanlarında kullanılan karar destek sistemlerinde ana elemanlardan biridir. Problem yapısı gereği çözülmesi zor olan NP-zor sınıfına girmektedir, bu yüzden genellikle modern sezgisel yöntemlerle çözülmeye çalışılmıştır¹⁵¹.

2.3.3. Frekans Atama Problemi

Literatürde, farklı amaç fonksiyonlarına sahip çeşitli frekans atama problemlerinden bahsedilse de GSM’in şartlarına en uygun frekans atama problemi problemi ise MI-FAP problemidir . Bu problemde amaç, mevcut kullanılabilir bir frekans bandının, toplam girişim seviyesi minimum olacak şekilde vericilere atanmasıdır¹⁵².

2.3.4. Kaynak Atama Problemi

Çizelgeleme problemleri bir çeşit kaynak atama problemi olarak kabul edilmiştir. Bu durumda bazen çoğu gerçek problemin en önemli ve kısıtlı kaynağı olan zaman; bazen de makine, is gücü, saat veya malzeme en iyi kullanımı amaçlanan kaynak olabilmektedir¹⁵³.

Zaman çizelgeleme problemleri birçok araştırmacı tarafından 1960 yılın beri çalışılmaktadır. Bunun sebebi eğitimle ilgili zaman çizelgeleme problemlerinin çok geniş bir alan olmasıdır. Çözüm yaklaşımları da problemin büyüklüğüne göre

¹⁵⁰ Türkbey, age, 266.

¹⁵¹ Yrd.Doc.Dr Deniz Türsel Eliyi, ve diğ., ”Liman Yönetimi Ve Rıhtım Atama Problemi”,Ege Akademik Bakış,c:8, 250.

¹⁵² Bülent Özarslan,Birsen Saka,”GSM’de Frekans Atama Problemleri Ve Çözüm Algoritmaları”,
http://www.ursi.org.tr/2004_kongre/BU92.PDF[1.12.2009].

¹⁵³ Kamışlı, age.

değişmektedir. Ancak her zaman çizelgesi probleminin özünde, çözülmesi gereken bir kombinasyon problemi bulunmaktadır. Bu yüzden ayrık optimizasyon problemleri için bilinen teknikler, zaman çizelgeleme problemlerinde de kullanılabilir. Literatürde zaman çizelgeleme teknikleri ile ilgili birçok teknik bulunmaktadır. Bunlar; yerel araştırma teknikleri , tabu araştırma, sınırlı programlama , genetik algoritma, lineer programlama gibi tekniklerdir. Geleneksel olarak integer programlama formülasyonları çoğunlukla problemin basit versiyonları için kullanılmıştır. Ancak çoğu durumda gerçek problemler sezgisel yada grafik teorisiyle ve network akış teknikleriyle çözülür. Integer programlama metodunu kullanan başarılı zaman çizelgesi çalışmaları üniversiteler ve liseler için daha önceden birçok kez kullanılmıştır¹⁵⁴.

Eğitim kurumlarında karşılaşılan ders hazırlama problemi, çakışmalar olmayacak şekilde öğretmen, sınıf, derslik, ekipman vb. den oluşan bir setin belli bir periyoda atanması işlemi olarak tanımlayabilir¹⁵⁵.

Son yıllarda zaman çizelgemesi problemiyle ilgili eğitim sektöründe çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Burke ve Petrovic , Carter ve Laporte bu konuyla ilgili çalışma yapan araştırmacılardan bazılarıdır. Eğitim sektöründeki zaman çizelgelemesi problemi lineer programlama metodları, goal programlama metodları ve genetik algoritmalar ile çözümlenmeye çalışılmıştır. Yapılan çalışmalarda genetik algoritma çözümünde çözüm süresi bakımından bir avantajı olduğu görülmüştür¹⁵⁶.

2.4. Atama Problemlerinde Kullanılan Bazı Yöntemler

Atama probleminin çözümü birçok değişik yolla elde edilebilir. Örnek olarak kısıtlara uyan tüm alternatifler belirlenerek aralarından en küçük maliyete sahip olan seçilirse çözüm elde edilmiş olur. Ancak dikkat edilirse, Atama probleminde ($m!$) uygun geçerli çözüm bulunmaktadır. Problemin büyüklüğü (m) arttıkça, uygun geçerli çözüm sayısı çok büyük bir hızla artacaktır. Örnek olarak $m = 100$ olduğunda uygun çözüm alternatifi sayısı $100! = 9.33 \times 10^{157}$ olacaktır. Bu olağanüstü çok

¹⁵⁴ İbrahim Çayiroğlu, Ercüment Neşet Dizdar, "Uzman Sistem Destekli Online Ders Yerleştirme Programı", **Teknoloji Dergisi**, c:9, 284.

¹⁵⁵ Kamışlı, age.

¹⁵⁶ Aldy Gunawan, K.M.Ng , H.Long, "Genetic Algorithm for The Teacher Assignment Problem For a University in Indonesia", **Information And Management Science**, 2.

sayıdaki uygun alternatiflerin her birinin teker teker belirlenmesi bilgisayarda dahi oldukça uzun bir zaman gerektirecektir¹⁵⁷.

Diğer bir çözüm yöntemi ise problemi simpleks yöntemle çözmektir. Atama probleminin kısıt katsayıları matrisi “unimoduler” bir karaktere sahiptir. Diğer bir deyişle, **A** kısıt katsayıları matrisinin her alt kare matrisinin determinantı ya -1 veya $+1$ veya 0 değerini almaktadır. Eğer bir tamsayılı programlama probleminde kısıtlara ait katsayı matrisi “unimoduler” ise ve sağ taraf vektörü tamsayılı elemanlardan oluşmuşsa, o takdirde tüm temel çözümler de tamsayılı olacaktır¹⁵⁸.

Dolayısı ile böyle bir problemin tamsayı olma kısıtları kaldırılarak simpleks yöntemle çözüldüğünde bulunan en iyi sonuç, tamsayılı problemin de en iyi sonucu olacaktır. Atama problemi bu tarife uyan bir problemidir. O halde, orijinal olarak bir tamsayılı (0-1 binary) programlama problemi olan Atama probleminde değişkenlerin 0 veya 1 olma kısıtları kaldırılarak simpleks yöntemle çözüldüğünde tamsayılı çözümü de bulunmuş olur¹⁵⁹.

Yong Xia[2010] kuadratik atama problemlerin çözümünde gevşetilmiş Langrange algortitmalarından yararlanmıştır¹⁶⁰. Gevşetilmiş Langrange algortimaları çok değişkenli bir fonksiyonu minimum yapan ya da maksimum yapan değerleri bulmak amacıyla uygulanır¹⁶¹. Yong Xia devam eden alt problemlerin çözümünde ise Frank-Wolfe algoritmalarından yararlanmıştır.

Arılar algoritması arama algoritmalarından biridir. Bu arama işlemi sırasında arıların bal yapmak için kullandıkları arama metodu modellenmiştir. Bu algortimada amaç belirli bir en iyi noktasını bulmaktır¹⁶². Lale Özbakır ve arkadaşları [2010] genellenmiş atama problemlerinin çözümünde arı algoritmasını kullanmışlardır. Lale Özbakır ve arkadaşları yaptıkları kapsamlı çalışmada elde ettikleri sonuçları lüiteratürdeki diğer algoritmalarla karşılaştırmışlardır¹⁶³.

¹⁵⁷ Öner, Ülengin, **age**, 74.

¹⁵⁸ **age**,74.

¹⁵⁹ **age**,74.

¹⁶⁰ Yong Xia, “An effcient Continuation Method For Quadratic Assignment”, **Computers & Operation Research**(2010), 1027.

¹⁶¹ Mehmet Kurban, Ümmühan Başaran Filik, “Birim Yüklenme Probleminin Üç Farklı Yöntem Kullanılarak Karşılaştırmalı Çözümlemesi”, **Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi** (2009), 426.

¹⁶² Şadi Evren Şeker, “Arılar Algoritması”, <http://www.bilgisayarkavramlari.com/2009/12/06/arilar-algoritmasi-bees-algorithm/>[5.4.2010].

¹⁶³ Lale Özbakır, Adil Baykasoğlu, Pınar Tapkan, “Bees Algorithm For Generalized Assignment Problem”, **Applied Mathematics And Computation**[2010], 3782.

Thomas C.Sharkey ve H. Edwin Romeijn [2010] doğrusal olmayan genellenmiş atama probleminin çözümünde greedy yaklaşımını önermişlerdir¹⁶⁴.

Karınca kolonisi algoritması gerçek karınca kolonilerinin davranışlarından esinlenerek oluşturulan bir algoritmadır. Nihan Çetin Demirel, M. Duran Toksarı[2006] kuadratik atama problemlerinin çözümünde karınca kolonisi algoritmasından faydalanmışlardır¹⁶⁵.

Macar çözüm yöntemi, Kuhn (1955) tarafından geliştirilmiş sade, kolayca anlaşılabilen ve son derece etkili bir çözüm yöntemidir¹⁶⁶. Macar çözüm yönteminin adımları aşağıda verilmiştir :

1. Orijinal maliyet matrisindeki her satırın minimumunu bul ve bunu satırın tüm elemanlarından çıkar¹⁶⁷.
2. 1’de elde edilen matrisin her sütunun minimumunu bulduktan sonra bunu sütundaki tüm elemanlardan çıkar¹⁶⁸.
3. 2’deki matriste ortaya çıkan sıfır elemana ilgili optimum atamayı yap¹⁶⁹

Bum Jin Kim [2010] üç eksenli atama problemindeki alt sınırı bulmak için Macar Çözüm yöntemini uygulamış ve bu yöntemi gevşetilmiş langrange yöntemine dayandırmıştır¹⁷⁰.

Tabu arama algoritması kombinatoryal en iyileme problemlerini çözmek amacıyla geliştirilmiş çizelgeleme , tesis yerleşimi gibi kombinatoryal en iyileme problemlerinin çözümünde de başarıyla uygulanmış bir yöntemdir. Tabu arama algoritmasının bugünkü şekli Glower tarafından 1989 tarihinde ortaya atılmıştır¹⁷¹.

¹⁶⁴ Thomas C. Sharkey, H. Edwin Romeijn, "Greedy Approach for a Class Of Nonlinear Generalized Assignment Problem", **Discrete Applied Mathematics** (2010), 559.

¹⁶⁵ Nihan Çetin Demirel, M. Duran Toksarı, " Optimization of the quadratic assignment problem using an ant colony algorithm", *Applied Mathematics and Computation*(2006), 427.

¹⁶⁶ Öner, Ülengin, *age* ,75.

¹⁶⁷ Hamdya Taha, "Yöneylem Araştırması", 193.

¹⁶⁸ *age*, 193.

¹⁶⁹ *age*, 193.

¹⁷⁰ Bum-Jin Kim, William L. Hightower, Peter M. Hahn, Yi-Rong Zhu, Lu Sun, "Lower Bound For The Axial Three Index Assignment Problem", **European Journal Of Operational Research** [2010] , 654.

¹⁷¹ Hüseyin Güden, Barış Vakvak, Barış E. Özkan, Fulya Altıparmak, Berna Dengiz, "Genel Amaçlı Arama Algoritmaları İle Benzetim Eniyilemesi : En İyi Kanban Sayısının Bulunması", **Endüstri Mühendisliği Dergisi** c:16 s:1, 8.

Roberto Montemanni, Derek H. Smith [2010] cep telefonlarındaki radyo ağlarının vericilerinin kanallarının atanması probleminde Tabu arama algoritmalarını kullanmıştır¹⁷².

Giovanni Giallombardo ve arkadaşları [2010] rıhtım atama problemini tabu araştırması ve matematik programlama teknikleri yardımıyla çözmüşlerdir¹⁷³.

Lourenço ve ark. (2000); çok amaçlı atama problemi için dağınık arama yöntemini önermişlerdir. Bir üniversitede final sınavı için gözetmen atama problemini çözmeye çalışmışlardır. Gözetmen atama probleminin en önemli özelliği, çok amaçlı bir yapıya sahip olmasıdır. Problem çok amaçlı sayısal bir program olarak formüle edilmiştir¹⁷⁴.

2.5. Atama problemlerinin Genetik Algoritmalar ile Çözümü

Zvi Drezner [2005] kuadratik atama problemlerinin çözümünde bileşik genetik algoritmalarından faydalanmıştır¹⁷⁵. Ayrıca Zvi Drezner [2008] kuadratik atama problemlerinin çözümünde diğer tabu aramalarını da içeren bileşik genetik algoritma geliştirmiştir¹⁷⁶.

Linzhong Lui, Yinzen Li[2006] yaptıkları çalışmada cezalı bulanık kuadratik atama problemlerinde üç çeşit maliyet içerdiği göz önüne alınmıştır. Ve oluşturdukları modelin çözümünde genetik algoritmalarından faydalanmışlardır¹⁷⁷.

Aşırı talep olan projelerde atama probleminin kompex bir sorundur ve Paul R. Harper ve arkadaşları [2005] yaptıkları çalışmada bu problemi genetik algoritma kullanarak çözümlemeye çalışmışlardır¹⁷⁸.

¹⁷² Roberto Montemanni, Derek H. Smith ,”Heuristic Manipulation , Tabu Search And Frequency Assignment”, **Computers & Operation Research**(2010), 543.

¹⁷³ Giovanni Giallombardo, Luigi Moccia, Matteo Salani, Ilaria Vacca,”Modeling And Solving The Tactical Berth Allocation Problem”,**Transportation Research Part B : Methodological**(2010), 232.

¹⁷⁴ Selda Oktay, Orhan Engin, “Endistriyel Problemlerin Çözümünde Dağınık Arama Yöntemi: Literatür Araştırması”, **Sigma Mühendislik Ve Fen Bilimleri Dergisi**, 2006,144.

¹⁷⁵ Zvi Drezner, ”Compounded Genetic Algorithm for The Quadratic Assingment Problem”, **Operation Research Letter** (2005), 475.

¹⁷⁶ Zvi Drezner, ”Extensive Experiments With Hybrid Genetic Algorithms For The Solution Of The Quadratic Assignment Problem”, **Computers & Operations Research**(2008), 717.

¹⁷⁷ Linzhong Liu, Yinzen Li, ”The Fuzzy Quadratic Assingment Problem With Penalty : New Model And Genetic Algorithm”, **Applied Mathematics And Computation**(2006), 1299.

¹⁷⁸ Paul R. Harper, Valter de Senna, Israel T. Vieira, Arjan K. Shahani,”A genetic Algoritihm Fort he Project Assingment Problem”, **Computer & Operation Research** (2005), 1255.

Majumdar ve Bhunia[2007] , atama problemlerinde Elitist Genetik Algoritma yöntemini kullanmışlardır¹⁷⁹.

Toroslu ve Arslanoglu, işlerin personele atanmasında Genetik Algoritma kullanmıştır. Toroslu ve Arslanoğlu çalışmalarında hiyerarşik bir atama yaklaşımını çelişen 3 farklı amaç fonksiyonunda kullanmış, çalışmayı grafiksel metotlarla desteklemiştir¹⁸⁰.

Changkyu Park, Junyong Seo [2010] düzlemsel depolama yeri atama probleminin çözümünde genetik algoritma tabanlı yeni bir matematiksel çözüm yöntemi geliştirmişlerdir. Ve yapılan sezgisel yöntemi bir çok farklı kriterle test etmişlerdir. Sonuç olarak sezgisel yöntemin performansının diğer yöntemlerden daha iyi sonuç verdiğini gözlemişlerdir¹⁸¹.

Alfonas Misevicius bir kombinatoryal optimizasyon problemlerinden biri olan kuadratik atama problemlerinde yok etme ve yeniden oluşturma metodu ile yeni bir hibrid genetik algoritma kullanmıştır. Ve sonuçlar göstermiştir ki önerilen algoritma kuadratik atama problemlerinde başarıyla uygulanmaktadır¹⁸².

Genetik Algoritma tüm atama problemlerinde verimli kullanılabilen yöntemlerden biridir. Purnaprajna ve dig. Yazılım ve donanımı en hızlı ve en az zamanda işleyebilecek bir şekilde sisteme atamak üzere Genetik Algoritma kullanmışlardır¹⁸³.

Lin ve Mitsuo insan kaynakları atama problemini Genetik Algoritma ile çözmüşlerdir. Wang tarafından yapılan bir çalışmada, Uzak Doğu Üniversitesi'nde derslere öğretmenlerin atanması, ders saatleri, öğretim üyelerinin uzmanlık alanları gibi kısıtlarla birlikte bilgi tabanlı genetik algoritma ile çözülmüştür. Genetik algoritma ile bilgisayarlara görev atama problemini inceleyen 2 çalışma da Lin ve dig, Salgado-Sanchez ve dig., tarafından yapılmıştır. Lin ve dig. , genetik algoritmalar, ağ modellerinde kullanarak atama ve çalışma maliyetini en

¹⁷⁹ J. Majumdar, A.K. Bhunia, "Elitist Genetic Algorithm For Assignment Problem With Imprecise Goal", **European Journal of Operational Research**(2007),683.

¹⁸⁰ Altay, **age**, 33.

¹⁸¹ Changkyu Park, Junyong Seo, "Comparing heuristic algorithms of the planar storage location assignment problem", **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**(2010), 171.

¹⁸² Alfonso Misevicius, "Genetic algorithm hybridized with ruin and recreate procedure: application to the quadratic assignment problem", **Knowledge-Based Systems**(2003), 261.

¹⁸³ Altay, **age**, 33.

küçüklerken, Salcado- Sanchez ve dig., bu maliyet en küçüklemesinde GA'nın yanı sıra Yapay Sinir Ağları'nı da kullanmaktadır¹⁸⁴.

Atama problemlerinin özel bir türü olan proje atamaları da literatürde geniş yer tutmaktadır. Bu çalışmalardan biri Ar-Ge çalışmalarını değerlendirmek üzere projelere müfettiş atama için yapılmıştır. Bu çalışma karar destek sistemleri ile yapılmışsa da proje atama problemlerin çoğu tabu araştırması ve GA ile çözülmüştür¹⁸⁵.

Homg ve Cochran, JIT hücrelerinde işçileri birden çok işe sahip olacak şekilde atarken, Bassett, Ar-Ge projelerinde çalışacak olan çalışanların atamak üzerine çalışmaktadır. Benzer olarak çalışma gruplarında çeşitliliği artırıcı bir eleman atama algoritması Bhadury ve dig. , tarafından küme parçalama algoritması ile geliştirilmiştir. Benzer bir çalışma Patanakul ve Milosevic tarafından projelerin proje müdürlerine atanmasını işlemiştir¹⁸⁶.

¹⁸⁴ Altay, **age**, 33.

¹⁸⁵ Altay, **age**, 33.

¹⁸⁶ Altay, **age**, 33.

3. GENETİK ALGORİTMALARDA ZAMAN ÇİZELGELEME PROBLEMİ

Zaman çizelgeleme problemi ile ilgili çok çeşitli araştırmalar yapılmıştır. Oliveira (Oliveira ve Reis, 2000) çizelgeleme problemi ile ilgili yeni bir dil geliştirmişlerdir (UniLang). Yaptıkları çalışmada okullardaki ders programları, üniversitelerdeki ders programları ve sınav planlama sorunları ile ilgili çeşitli çözümler geliştirmişlerdir¹⁸⁷.

Chan (Chan, 1997) küçük okullarda sınıf çizelgelemesi ve öğretmen çizelgelemesi problemleri olmak üzere iki farklı problemi genetik algoritmalar yardımıyla çözümlenmeye çalışmıştır¹⁸⁸.

Fang (Fang, 1994) doktora tezinde bir grup zaman çizelgeleme problemi üzerine çalışmıştır¹⁸⁹.

Fernandes (Fernandes, 2002) sınıf-öğretmen zaman çizelgelemesi problemindeki kısıtları zayıf kısıtlar ve güçlü kısıtlar olmak üzere sınıflandırmalara ayırmıştır¹⁹⁰.

Rahoual ve Saad (2006) okul ve üniversitedeki zaman çizelgeleme probleminde genetik algoritmalar ve tabu araştırması ile çözümlenmeye çalışmışlardır¹⁹¹.

Daniel Danciu(2003) Romanya'daki liselerle ilgili zaman çizelgeleme probleminde biased genetik operatörler ile çözümlenmeye çalışmıştır¹⁹².

Rupert Weare, Edmund Burke ve Dave Elliman(1995) zaman çizelgeleme problemini heuristik çaprazlama operatörleriyle çözümlenmeye çalışmışlardır¹⁹³.

¹⁸⁷ Jose Joaquim Moreira, "A System for Automatic Construction Of Exam TimeTable Using Genetic Algorithm", **Revista de Estudos Politecnicos Politecnical Studies Review**(2008),55.

¹⁸⁸ **age**, 55.

¹⁸⁹ **age**, 55.

¹⁹⁰ **age**, 55.

¹⁹¹ Malek Rahoual, Rachid Saad, "Solving Timetabling problems By Hybridizing Genetic Algorithim and Tabu Search", **PATAT**(2006), 467-472.

¹⁹² Daniel Danciu, "Evolutionary TimeTabling Using Biased Genetic Operators",**Journal Of Computing And Information Tecnology**, 2003, 193-199.

¹⁹³ Rubert Weare, Edmund Burke, Dave Elliman, "A Hybrid Genetic Algorithm For Highly Constrained TimeTabling Problems", **Computer Science Techinal Report** (1995),8.

Aldy Gunawan ve K.M. Ng(2008) Endonezya Üniversitesindeki öğretmen atama problemini genetik algoritma ile çözümlemeye çalışmışlardır. Yaptıkları çalışmada öğretmen atama modelinde literatürdeki diğer modellerden farklı yeni bir matematiksel programlama modeli geliştirmeye çalışmışlardır¹⁹⁴.

P. Pongcharoen, W. Promtet, P. Yenradee, C. Hicks[2008] yaptıkları çalışmada zaman çizelgelemesi problemini simulated annealing ve genetik algoritma kullanarak çözümlemeye çalışmışlardır. Ve çalışmanın sonucunda genetik algoritma ile çözümün daha hızlı olduğunu görmüşlerdir¹⁹⁵.

Luis E. Agustín-Blas ve arkadaşları [2009] öğrencileri tercih ettikleri labratuvarlara atama probleminin çözümünde genetik algoritmalarından faydalanmıştır. Bu yaklaşımın performansı bir çok case için test edilmiş ve uygulama için veriler İspanyol üniversitesinden alınmıştır¹⁹⁶.

Zaman çizelgeleme problemleri sadece genetik algoritmalar ile çözümlenmeye çalışılmamıştır. Bunun yanında integer programlama ile (Al-Yakoob ve Sherali 2006, 2007; Daskalaki 2004) , heusitik modelle (Aubin ve Ferland 1989, Caramia 2001) , Simulating Annealing ile (Abramson 1991; Elmohamed 1998; Bai 2006) ; Tabu araştırması ile (Burke 2003; Costa 1994;Valdes 2002; White 2007) de çözümlemeye çalışmışlardır¹⁹⁷.

¹⁹⁴ Aldy Gunawan , K.M. Ng,"A Genetic Algorithm for Teacher Assignment Problem For a University in Indonesia", **Information and Management Sciences** (2008), 1-16.

¹⁹⁵ P. Pongcharoen, W. Promtet, P. Yenradee, C. Hicks," Stochastic Optimisation Timetabling Tool for university course scheduling", **International Journal of Production Economics**(2008),903.

¹⁹⁶ Luis E. Agustín-Blas, Sancho Salcedo-Sanz, Emilio G. Ortiz-García, Antonio Portilla-Figueras, Ángel M. Pérez-Bellido, " A hybrid grouping genetic algorithm for assigning students to preferred laboratory groups", **Expert Systems with Applications**[2009], 7234.

¹⁹⁷ Aldy Gunawan , K.M. Ng,"A Hybrid Algorithm For The University Course Timetabling", http://w1.cirrelt.ca/~patat2008/PATAT_7_PROCEEDINGS/Papers/Gunawan-HD1b.pdf [5.12.2009].

4. UYGULAMA

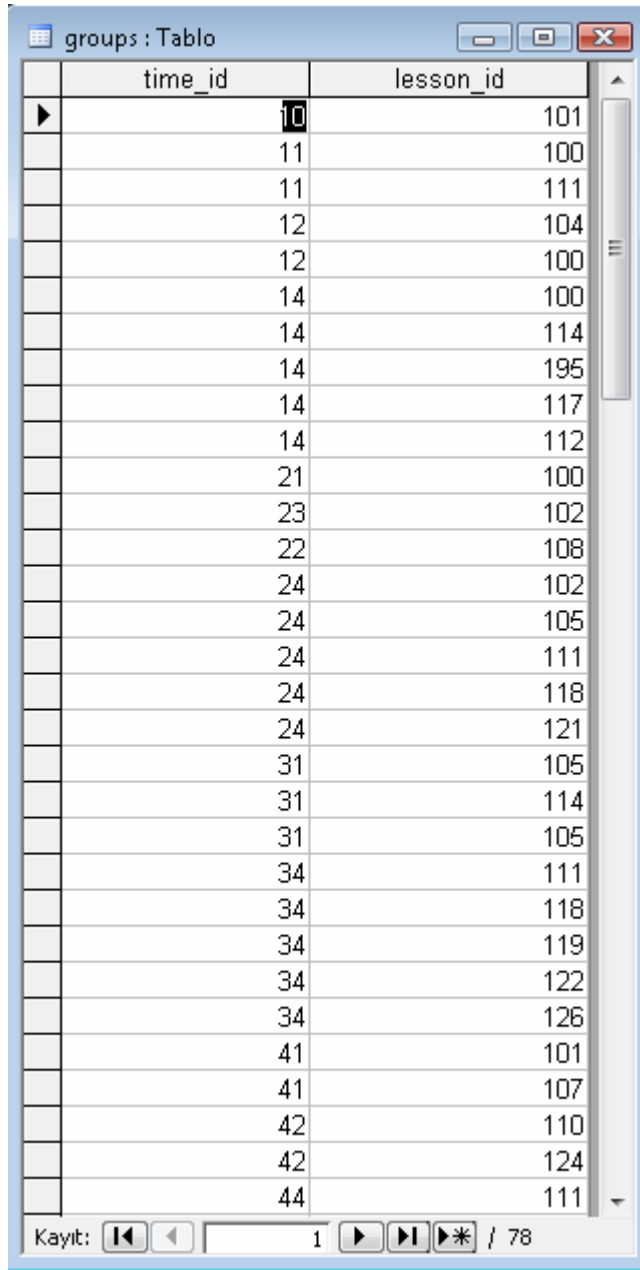
Bu tezin uygulama aşamasında özel bir dershanede birbirinden farklı derslerin o dersi anlatabilecek en uygun öğretmen atamasının gerçekleştirilmesi ve ilgili öğretmenin ve dersin uygun olan bir sınıfa atanması problemi , genetik algoritmalar kullanılarak çözülmeye çalışılmıştır.

Genetik algoritma kodu Microsoft Visual Studio 2008 platformunda yazılmıştır. Programlama dili olarak C# kullanılmıştır. Database olarak Microsoft Access 2003 kullanılmıştır.

4.1. Uygulama Programında Kullanılan Tabloların İçerikleri

Bir dönem içinde açılan gruplar “groups” tablosunda yer almaktadır. Bu tabloda açılan grubun hangi zaman aralığında açıldığı ve hangi ders için açıldığı bilgisi yer almaktadır. Bir dönem içerisinde bir dersle ilgili aynı zaman aralığında ancak bir adet grup açılacağı varsayımı üzerinde uygulama geliştirilmiştir.

Grups tablosunun ekran görüntüsü aşağıda verilmiştir.



time_id	lesson_id
10	101
11	100
11	111
12	104
12	100
14	100
14	114
14	195
14	117
14	112
21	100
23	102
22	108
24	102
24	105
24	111
24	118
24	121
31	105
31	114
31	105
34	111
34	118
34	119
34	122
34	126
41	101
41	107
42	110
42	124
44	111

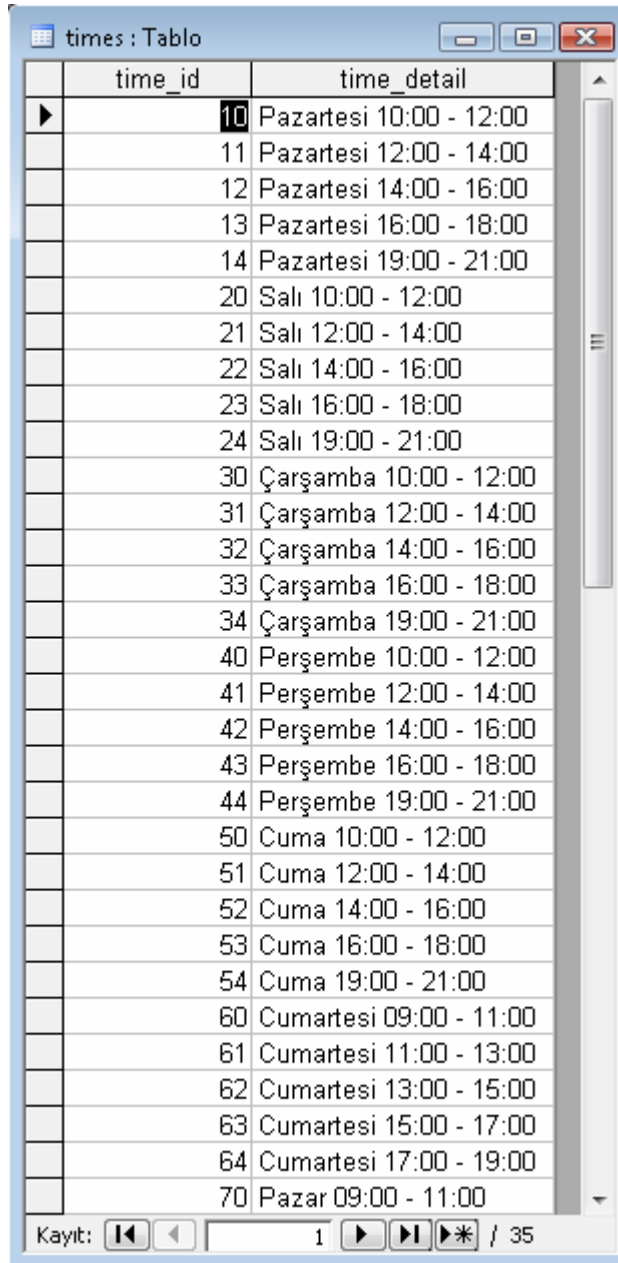
Açılabilecek dersler “lessons” tablosunda yer almaktadır. Bu tabloda yer alan tüm derslerin açılması zorunlu değildir. Derslerle ilgili grubun açılıp açılmama kararı öğrenci sayılarına bağlı olarak değişmektedir.

Lessons tablosunun ekran görüntüsü aşağıda verilmiştir.

lessons : Tablo		
	lesson_id	lesson_1
▶	100	lesson_1
	101	lesson_2
	102	lesson_3
	103	lesson_4
	104	lesson_5
	105	lesson_6
	106	lesson_7
	107	lesson_8
	108	lesson_9
	109	lesson_10
	110	lesson_11
	111	lesson_12
	112	lesson_13
	113	lesson_14
	114	lesson_15
	115	lesson_16
	116	lesson_17
	117	lesson_18
	118	lesson_20
	119	lesson_21
	120	lesson_22
	121	lesson_23
	122	lesson_24
	123	lesson_25
	124	lesson_26
	125	lesson_27
	126	lesson_28
*	0	

Açılabilecek zamanlar “times” tablosunda yer almaktadır. Gruplar hafta içleri 10:00 – 12:00 , 12:00 – 14:00 , 14:00 – 16:00 , 16:00 – 18:00 , 19:00 – 21:00 ; hafta sonları ise 09:00 – 11:00 , 11:00 – 13:00 , 13:00 – 15:00 , 15:00 – 17:00 , 17:00 – 19:00 zaman aralığında açılacağı varsayılmış ve her bir zaman aralığına bir time_id verilerek bu tabloda bilgiler kaydedilmiştir.

Times tablosunun ekran görüntüsü aşağıda verilmiştir.



time_id	time_detail
10	Pazartesi 10:00 - 12:00
11	Pazartesi 12:00 - 14:00
12	Pazartesi 14:00 - 16:00
13	Pazartesi 16:00 - 18:00
14	Pazartesi 19:00 - 21:00
20	Salı 10:00 - 12:00
21	Salı 12:00 - 14:00
22	Salı 14:00 - 16:00
23	Salı 16:00 - 18:00
24	Salı 19:00 - 21:00
30	Çarşamba 10:00 - 12:00
31	Çarşamba 12:00 - 14:00
32	Çarşamba 14:00 - 16:00
33	Çarşamba 16:00 - 18:00
34	Çarşamba 19:00 - 21:00
40	Perşembe 10:00 - 12:00
41	Perşembe 12:00 - 14:00
42	Perşembe 14:00 - 16:00
43	Perşembe 16:00 - 18:00
44	Perşembe 19:00 - 21:00
50	Cuma 10:00 - 12:00
51	Cuma 12:00 - 14:00
52	Cuma 14:00 - 16:00
53	Cuma 16:00 - 18:00
54	Cuma 19:00 - 21:00
60	Cumartesi 09:00 - 11:00
61	Cumartesi 11:00 - 13:00
62	Cumartesi 13:00 - 15:00
63	Cumartesi 15:00 - 17:00
64	Cumartesi 17:00 - 19:00
70	Pazar 09:00 - 11:00

Kayıt: 1 / 35

Öğretmen listeleri “teachers” tablosunda yer almaktadır. Bu tabloda öğretmenler için id ve öğretmen isimleri yer almaktadır. Bu tablonun ekran görüntüsü aşağıdadır .

teachers : Tablo

	teacher_id	ogretmen
▶	100	Teacher_1
	101	Teacher_2
	102	Teacher_3
	103	Teacher_4
	104	Teacher_5
	105	Teacher_6
	106	Teacher_7
	107	Teacher_8
	108	Teacher_9
	109	Teacher_10
	110	Teacher_11
	111	Teacher_12
	112	Teacher_13
	113	Teacher_14
	114	Teacher_15
	115	Teacher_16
	116	Teacher_17
	117	Teacher_18
	118	Teacher_19
	119	Teacher_20
	120	Teacher_21
	121	Teacher_22
	122	Teacher_23
	123	Teacher_24
	124	Teacher_25
	125	Teacher_26
	126	Teacher_27
	127	Teacher_28
	128	Teacher_29
	129	Teacher_30
	130	Teacher_31

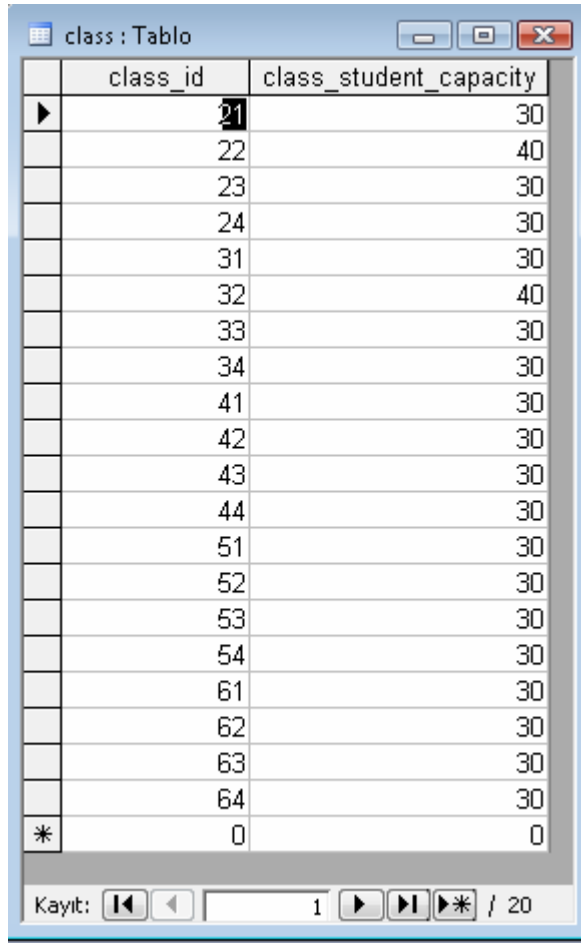
Kayıt: 1 / 36

Bir öğretmenin verebileceği dersler “teacher_can_lesson” tablosunda yer alırken, sınıf bilgileri ise “class” tablosunda yer almaktadır. “teacher_can_lesson” tablosunun ve class tablosunun ekran görüntüleri aşağıda yer almaktadır.

teacher_can_lesson : Tablo

	teacher_id	lesson_id
▶	100	100
	100	111
	100	115
	101	101
	101	105
	101	114
	102	101
	102	105
	102	114
	103	101
	103	105
	103	114
	104	100
	104	107
	105	112
	106	127
	100	127
	105	128
	107	117
	107	114
	108	123
	108	119
	109	130
	109	131
	110	111
	110	117
	110	112
	111	102
	111	106
	112	102
	112	106

Kayıt: 1 / 61



	class_id	class_student_capacity
▶	21	30
	22	40
	23	30
	24	30
	31	30
	32	40
	33	30
	34	30
	41	30
	42	30
	43	30
	44	30
	51	30
	52	30
	53	30
	54	30
	61	30
	62	30
	63	30
	64	30
*	0	0

Kayıt: 1 / 20

Uygulama kapsamında toplam 20 dersliği olan ve haftada 35 zaman aralığında ders verebilecek bir eğitim kurumunun açılan derslere en uygun öğretmen ve sınıf ataması problemi üzerinde çalışılmıştır.

4.2. Uygulama İle İlgili Kısıtlar

Uygulama kapsamında yer alan birinci kısıtlama bir öğretmenin aynı zaman aralığında sadece bir gruba ders vereceği kısıtıdır. Eğer belirtilen zaman aralığında açılan gruba ders verebilecek başka bir öğretmen bulunamıyorsa bu durumda program uyarı mesajı verecek şekilde ayarlanmıştır.

İkinci kısıtlama ise aynı zaman aralığında bir sınıfta yalnızca bir gruba ders anlatılabileceği kısıtıdır. Eğer belirtilen zaman aralığında açılan gruba ders verilebilecek başka bir derslik bulunamıyorsa bu durumda program uyarı mesajı verecek şekilde ayarlanmıştır.

Üçüncü kısıtlama ise açılan grupların toplam ders zamanının bir haftada verilebilecek ders zamanının aşmaması kısıtıdır. Bu durumda da program uyarı mesajı verecek şekilde ayarlanmıştır.

Uygulama kapsamında ele alınan dördüncü kısıt ise bir dersin zaman aralıklarının eşit olması kısıtıdır. Algoritma tüm derslerin hafta içi ve hafta sonu eşit aralıklarla ve aynı zaman periyodu içinde derslerin olacağı varsayımı altında yazılmıştır.

Uygulama kapsamında yer alan öğretmenlerin eğitim kurumunda kadrolu öğretmen olarak çalıştığı varsayıldığından öğretmenlerin tercihleri bir kısıt olarak probleme yansıtılmamıştır.

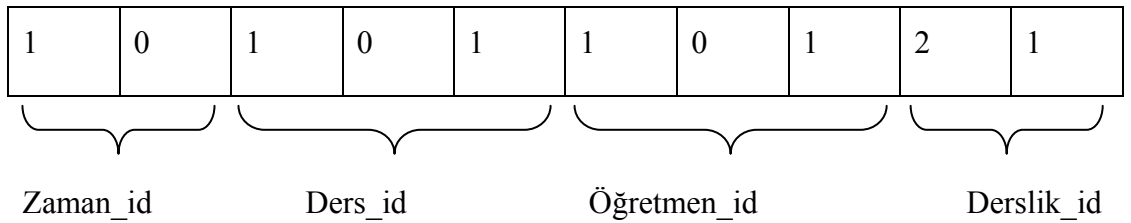
4.3. Genetik Algoritmaların Probleme Uyarlanması

4.3.1. Uygulama Gen Ve Kromozom Yapısı

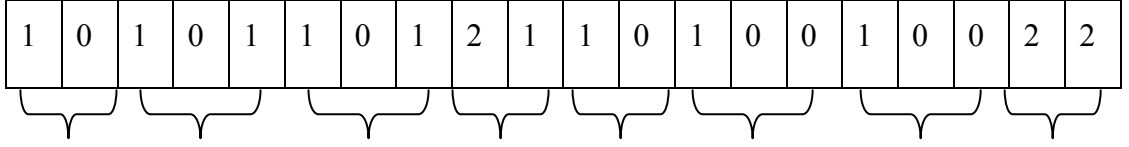
Ele alınan problem kapsamında gen yapısı şu şekilde dizayn edilmiştir. Gen yapısında yer alan ilk iki hane o grubun açıldığı zaman aralığı id sini , üçüncü , dördüncü ve beşinci haneler o grupta anlatılan ders id sini , altıncı , yedinci ve sekizinci haneler , o dersi anlatabilecek öğretmen id sini , dokuzuncu ve onuncu haneler ise ilgili grubun hangi sınıfta anlatılacağı bilgisini içermektedir.

Ele alınan problem kapsamında kromozom yapısı ise bir zaman aralığında açılan grupların gen yapılarının birleşimi şeklinde dizayn edilmiştir.

Aşağıdaki şekilde gen yapısı ve kromozom yapısı gösterilmektedir.



Şekil 10: Uygulama Gen Yapısı



Şekil 11: Uygulama Kromozom Yapısı

4.3.2. Uygulamada Uygunluk Değeri Hesaplanması

Uygulama kapsamında ele alınan problemin uygunluk değeri hesaplanması şu şekilde gerçekleştirilmiştir.

$\dot{I}$ = Atanacak öğretmen bulunamadığından dolayı açılmayan grup sayısı

J = Atanacak sınıf bulunamadığından dolayı açılmayan grup sayısı

M = Problemin uygunluk değeri

$$M = \dot{I} + J$$

4.3.3. Uygulamanın Amaç Fonksiyonu

Uygulama kapsamında o dönem içinde belirlenmiş grupların hepsinin açılması istendiğinden dolayı problemin amaç fonksiyon şu şekilde belirlenmiştir :

$$\min \sum_{i=1}^{100} M$$

Olarak belirlenmiştir.

4.3.4. Uygulama Seçim Yöntemi

Uygulama kapsamında seçim yöntemi olarak sıralı seçim yöntemi kullanılmıştır.

4.3.5. Uygulama Popülasyon Büyüklüğü

Uygulama kapsamında popülasyon büyüklüğü 50 olarak ele alınmıştır.

4.3.6. Uygulama Kapsamında Yazılan Programın Akışı

Popülasyon büyüklüğü yukarıda da ifade edildiği gibi 50 olarak belirlenmiştir. Her bir popülasyon aşağıdaki işlem adımları gerçekleştirilerek oluşturulmaktadır. Ve tüm popülasyon değerleri bir dataset e atılmıştır.

Groups tablosundan bu dönem açılacak grup zaman aralığı ve ders bilgileri okunur.

Bu dersi verebilecek olan bir öğretmen teacher_can_lesson tablosundan rastgele seçilir.

Öğretmen bilgisi rastgele seçildikten sonra class tablosundan bir bir sınıf rastgele seçilir.

Bu şekilde aynı zaman aralığında verilebilecek derslerle ilgili bir kromozom yapısı çıkmış olur.

Bu kromozom yapısı uygunluk fonksiyonuna gönderilir. Kromozom yapısında aynı zaman dilimi içinde aynı öğretmene birden fazla ders açılmışsa ikinci açılan derse başka bir öğretmen atanması yapılır. Yada aynı zaman dilimi içinde bir derse aynı sınıf ataması yapılmışsa ikinci derse başka bir sınıf ataması yapılır. Ve uygunluk değeri yeniden hesaplanır.

Popülasyon oluşturma aşaması bittiğinde elimizdeki datasette bir haftalık periyotlarda hangi derse hangi öğretmenlerin atandığı ve bu derslerin hangi sınıflarda işleneceğini ve o hafta içinde açılmayan grup toplamı olan uygunluk değerleri bulunmaktadır.

Eğer oluşturulan popülasyonun uygunluk değeri sıfır ise program sonlandırılır ve sonuç olan datatable bir text dosyasına yazdırılır.

Eğer popülasyonun uygunluk değeri sıfırdan büyükse aşağıdaki işlem adımları uygulanmaya devam edilir.

Başlangıç popülasyonu mutasyona uğratarak yeni bir popülasyon yaratılır. Mutasyon işleminde eğer mutasyona uğratılmamış popülasyonun uygunluk değeri mutasyona uğratılan popülasyonun uygunluk değerinden küçükse bu sonuç kaybolmaması için mutasyon dataset inin içine atılır. Mutasyona uğratılmış yeni popülasyonun uygunluk değeri hesaplanır. Eğer popülasyonun uygunluk değeri sıfır ise program sonlandırılır. Değilse aşağıdaki işlem adımları uygulanmaya devam edilir.

Bu aşamaya kadar elimizde iki adet popülasyon bulunmaktadır. Birincisi başlangıç popülasyonu ikincisi ise başlangıç popülasyonun mutasyona uğratılması ile oluşturulmuş ikinci popülasyon . Bu iki popülasyonda bir sonraki nesillerinde ekleneceği dataset in içine birer datatable olarak atılır.

Bu iki popülasyon çaprazlama işlemine tabi tutulur. İki popülasyonun içindeki kromozomlar tek noktalı çaprazlama işlemine tabi tutulup iki yeni popülasyon daha oluşturulur . Ve uygunluk değeri küçük olan popülasyon yukarıda bahsettiğim dataset in içine atılır. Uygunluk değeri küçük olan çaprazlama sonucu , uygunluk değeri sıfıra eşit değilse mutasyon işlemine tabi tutulur , sıfıra eşitse program sonlandırılır .

Çaprazlama sonrasında uygunluk değeri büyük olan popülasyonun uygunluk değeri beşten küçükse bu sonuç kaybedilmemesi için caprazlama dataset inin içine atılır.

Çaprazlama işlemi programda parametre olarak girilen çaprazlama olasılığına ulaşılincaya kadar devam ettirilip her bir çaprazlama sonucu popülasyonların eklendiği dataset in içine atılır.

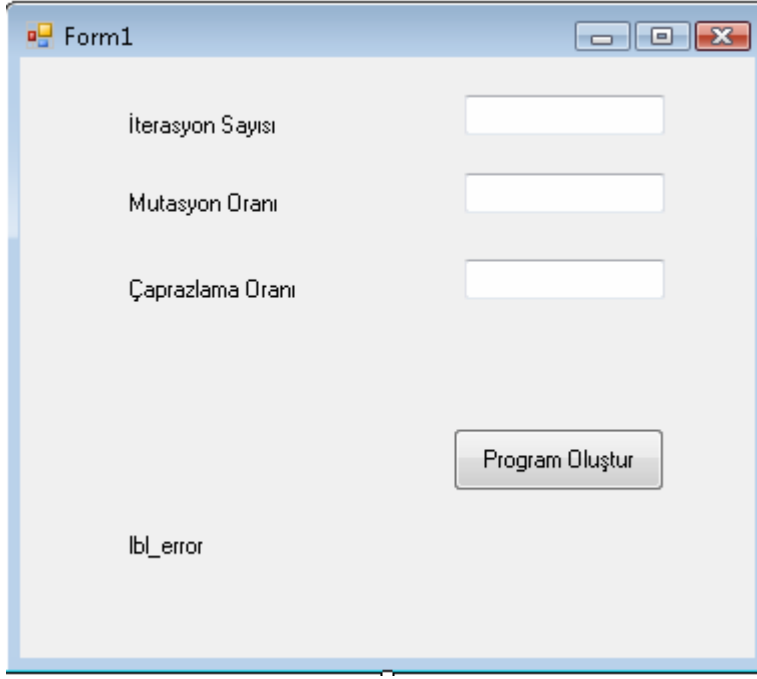
Çaprazlama sonrasında oluşan yeni neslin mutasyona uğraması da başlangıçta parametre olarak girilen mutasyon olasılığına kadar devam ettirilir.

Bu döngü içinde uygunluk değeri bir olan bir nesil varsa bu nesilde kaybedilmemek üzere dataset in içine atılır.

Program iterasyon sayısına kadar döndürülür. Eğer popülasyon büyüklüğüne kadar uygunluk değeri sıfır olan bir sonuç bulunamamışsa elimizdeki datasetler içinde en küçük uygunluk değerine sahip olan nesil programın sonuç nesli olarak kabul edilir .

4.4. Uygulama Ekran Görüntüsü

Uygulama programının ekran görüntüsü aşağıda yer almaktadır. Ekranda da görüldüğü gibi programa veri olarak iterasyon sayısı, mutasyon oranı ve çaprazlama oranı verileri girilebilmektedir. Eğer veri girilmez ise mutasyon oranı %5, çaprazlama oranı %80 olarak algoritma çalışmaktadır.



Form1

İterasyon Sayısı

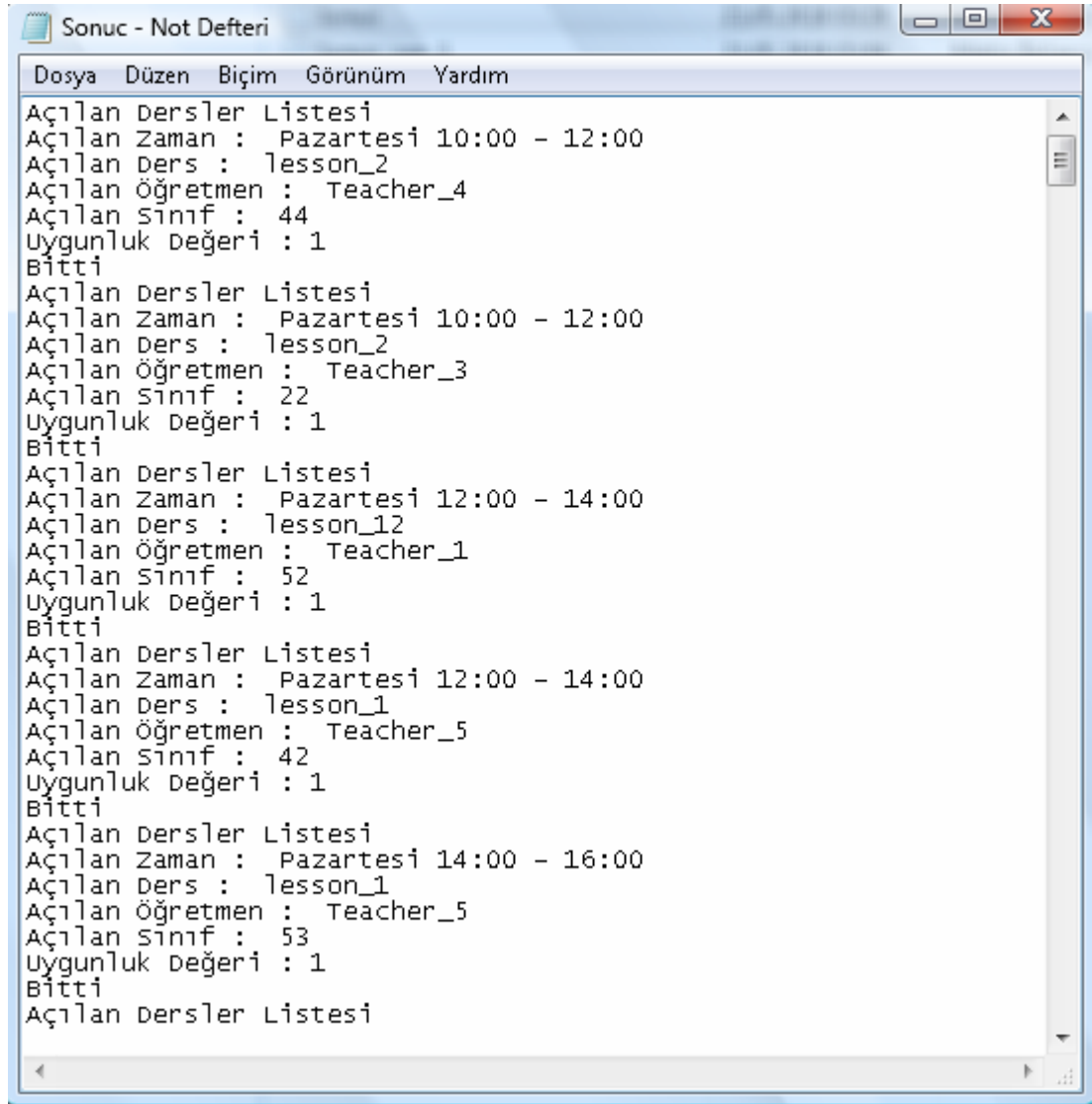
Mutasyon Oranı

Çaprazlama Oranı

Program Oluştur

lbl_error

Program oluştur butonuna basıldığında sonuç bir text dosyasına aktarılmıştır. Örnek bir sonuc.txt dosyasının ekran görüntüsü aşağıda yer almaktadır.



SONUÇ

Bu tezde yapay zeka algoritmalarından genetik algoritma kullanılarak atama problemlerinin çözümü araştırılmıştır. Bilindiği gibi genetik algoritmalar çözümü zor problemlerin çözülmesine yarayan sezgisel bir algoritma tekniğidir.

Zaman çizelgelemesi olarak adlandırılan eğitim kurumlarının ders programı optimizasyonu konusunda çok çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Eğitim kurumlarında yer alan bu problemin çözümü konusunda çeşitli algoritma tekniklerinden yararlanılmıştır. Ancak var olan diğer algoritma yapılarından genetik algoritmanın çözüm süresi açısından üstünlüğü fark edilmiştir¹⁹⁸.

Genetik algoritmaların zaman çizelgeleme problemlerinde kullanılmasının getirdiği diğer bir avantajda problem çözümündeki getirdiği esnekliktir¹⁹⁹.

Bu tezde ele alınan uygulama kapsamında bir dönem içinde açılan grupların öğretmen ve sınıf ataması konusu çözümlenmeye çalışılmıştır. Test aşamasında popülasyon büyüklüğü çaprazlama ve mutasyon oranları farklı verilerek test aşaması gerçekleştirilmiştir. Yapılan testler sonucunda uygunluk değeri sıfır olan bir çözüme ulaşılmamıştır. Her bir testte açılmayan mutlaka bir grup olduğu gözlenmiştir.

Yapılan testler sonucu iterasyon sayısı ve çaprazlama olasılıkları artışı taktirde uygulama zamanının uzadığı gözlenmiştir.

Uygulamanın geliştirilebilecek yönleri şunlardır. Bu uygulama yazılırken sadece sert kısıtlar üzerine bir algoritma geliştirilmiştir. Bir sınıfa aynı zaman dilimi içinde birden fazla dersin atanamayacağı ve bir öğretmenin aynı zaman dilimi içinde birden fazla derse katılamayacağı sert kısıtları altında bir algoritma geliştirilmiştir. Bu tezde ele alınan uygulama kapsamında öğretmenlerin zaman tercihleri göz ardı edilmiştir. Yapılan literatür taramasında genetik algoritmalarla yapılan öğretmen ataması problemleri çözümlerinde öğretmen tercihleri de yumuşak kısıtlar şeklinde programa

¹⁹⁸ Aldy Gunaway , K.M.Ng, **age**, 2.

¹⁹⁹ Yen – Zen Wang, **age**, 50.

entegre edilebildiđi ve başarılı sonuçlar elde edildiđi gözlenmiştir. Uygulama kısmı bu noktada eksik kalmıştır.

Uygulamanın geliştirilebilecek ikinci bir yönü ise grupların zaman aralıklarıdır. Bu uygulama, bir grubun ders saatinin haftada iki saat olduđu ve her hafta aynı zaman periyodu içinde bu derslerin gösterileceđi varsayımı altında geliştirilmiştir. Dolayısı ile öğretmen ve sınıf çakışmasının aynı zaman periyodu içerisinde olması önlenmiştir. Ayrıca bir zaman hesaplaması yapılmamıştır. Yapılan literatür taramasında genetik algoritmalarla yapılan öğretmen ataması problemleri çözümlerinde derslerin zaman aralıklarının programa entegre edilebildiđi ve başarılı sonuçlar elde edildiđi gözlenmiştir.

KAYNAKÇA

Affenzeller, Michael, Stefan Wagner. "Reconsidering And Selection Concept of Genetic Algorithms from Population Genetic Inspired Point Of View", <http://www.heuristiclab.com/publications/papers/affenzeller04c.pdf> [1.12.2009].

Agustín-Blas ,Luis E., Sancho Salcedo-Sanz, Emilio G. Ortiz-García, Antonio Portilla-Figueras, Ángel M. Pérez-Bellido. " A hybrid grouping genetic algorithm for assigning students to preferred laboratory groups". **Expert Systems with Applications**(2009): 7234-7241.

Ahn ,Hyunchul, Kyoung-jae Kim. "Bankruptcy Prediction Modeling with Hybrid case – based Reasoning And Genetic Algorithm Approach". **Applied Soft Computing** (2009): 599-607.

Akay ,Diyar, Tahsin ÇetinYokuş,Mehmet Dağdeviren. "Portföy Seçimi Yaklaşımı İçin KSD/GA Yaklaşımı".**Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**:125-130.

Akbilgiç, Arş.Grv. Oğuz,Arş.Grv.Timur Keskinürk. "Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon Analizinin Karşılaştırılması".**Yönetim Dergisi**. s.60,(2008) , 74-83.

Altay, Ayça. "**Genetik Algoritma ve Bir Uygulama**" Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007

Altunkaynak ,Bülent, Alptekin Esin. "Doğrusal Olmayan Regresyonda Parametre Tahmini İçin Genetik Algoritma Yöntemi".**Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi**(2004):43-51.

Amaral, Jose Nelson,Kagan Turner,Joydeep Ghosh. "Applying Genetic Algorithms to the State Assignment Problem", <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.36.4417> [15.12.2009].

Aysun Coşkun. "Yapay Zeka Optimizasyon Teknikleri : Literatür Değerlendirmesi". **Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları** (2007):142-146.

Bağış, Aytekin.Genetik Algoritma Kullanarak Ders Programının Optimum Şekilde Düzenlenmesi .Yüksek Lisans Tezi , Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 1996

Bolat, Berna, Osman Erol, Erdem İmrak. "Genetic Algorithms in Engineering Application And The Function Of Operator".**Sigma Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi**(2004,4,) 264-271.

Bozdemir ,Mustafa, Faruk Mendi.”Yapay Zeka Destekli Sistematik Tasarım İçin Bilgi Yönetim Sistem Mimarisi”.**Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi**,c.20, s.2 , (2005),267-274.

Cura ,Dr.Tunçhan. **Modern Sezgisel Teknikler Ve Uygulamaları**

Çayıroğlu ,İbrahim, Ercüment Neşet Dizdar.”Uzman Sistem Destekli Online Ders Yerleştirme Programı”.**Teknoloji Dergisi**,c:9,283-293.

Çevre ,Utku, Özkan Barış , Uğur Aybars . "Gezgin Satıcı Probleminin Genetik Algoritmalarla Eniyilemesi ve Etkileşimli Olarak İnternet Üzerinde Görselleştirilmesi", http://inet-tr.org.tr/inetconf13/inet_Ornek.pdf[1.12.2009].

Çunkaş, Mehmet, Abdullah Ürkmez.”Çok Kriterli Bulanık Genetik Algoritma İle Dalgıç Asenkron Motorların Tasarımı”.**Gazi Ün. Müh. Mim.Fak.Dergisi**. c.23, s3(2008): 645-653.

Danciu, Daniel. “Evolutionary TimeTabling Using Biased Genetic Operators”.**Journal Of Computing And Information Tecnology** (2003) : 193-199.

Demirel ,Nihan Çetin, M. Duran Toksarı. ” Optimization of the quadratic assignment problem using an ant colony algorithm”. **Applied Mathematics and Computation**(2006):427-435.

Drezner ,Zvi. ”Compounded Genetic Algorithm for The Quadratic Assingment Problem”. **Operation Research Letter** (2005):475-480.

Drezner ,Zvi. ”Extensive Experiments With Hybrid Genetic Algorithms For The Solution Of The Quadratic Assignment Problem”. **Computers & Operations Research**(2008): 717-736.

Duman, Cem. Genetik Algoritma İle Tesis Yerleşimi Tasarımı Ve Bir Uygulama,Yüksek Lisans Tezi YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007

Eliyi, Yrd.Doc.Dr Deniz Türsel,Araş.Gör.Bengü Sevil, Araş.Gör.İşık Özge Yumurtacı,Evrin Ursavaş Güldoğan,Prof.Dr.Erhan Ada.”Liman Yönetimi Ve Rıhtım Atama Problemi”.**Ege Akademik Bakış**.c:8:243-256

Elmas, Prof.Dr. Çetin.**Yapay Zeka Uygulamaları**

Emel ,Yrd.Doc.Dr. Gül Gökay, Araş. Gör. Çağatan Taşkın, Emtullah Dinç.”Yönsüz Çinli Postacı Problemi : Polis Devriye Araçları İçin Bir Uygulama”, http://www.anadolu.edu.tr/arastirma/hakemli_dergiler/sosyal_bilimler/pdf/2003-1/sos_bil.6.pdf[5.4.2010].

Er ,Hakan, Koray Çetin, Emre İpekçi Çetin.”Finansta Evrimsel Algoritmik Yaklaşımlar : Genetik Algoritma Uygulamaları”.**Akdeniz İ.İ.B.F Dergisi**:73-94.

Erciyes ,Erdem,Cevriye Gencer.”İl Jandarma Komutanlıklarında Jandarma Astsubayların Atanması için Karar Destek Sistemleri”,
http://w3.gazi.edu.tr/~ctemel/erciyes&gencer_2005.pdf[10.01.2010].

Erdem, Ahmet. Bakım Kısıtı Altında Genetik Algoritmalarla Üretim Çizelgeleme .Yüksek Lisans Tezi .Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü ,2008

Ergin, Orhan, Alper Döyen. “Yapay Bağışıklık Sistemleri ve Endüstriyel Problemlerde Kullanımı”.**G.U. Journal of Science** (2004):71-84.

Fırlalı, Alparslan. Engin Orhan . “Genetik Algoritmalarla Akış Tipi Çizelgelemede Üreme Yöntemi Optimizasyonu” . **İTÜ Dergisi**(2002),c.1 s.1:1-7.

Frengo Varetto,”Genetic Algorithms Application in the Analysis Of Insolvency Risk”.**Journal Of Banking & Finance** (1998):1421-1439.

Giovanni Giallombardo, Luigi Moccia, Matteo Salani, Ilaria Vacca.”Modeling And Solving The Tactical Berth Allocation Problem”.**Transportation Research Part B : Methodological**(2010): 232-245.

Gosselin ,Louis, Maxime Tye-Gingras, François Mathieu-Potvin . “Review of Utilization of Genetic Algorithms İn Heat Transfer Problem ”. **International Journal Of Heat And Mass Transfer**, (2009):2169-2188.

Gökay, Emel Gül, Taşkın Çağatay .“Genetik Algoritmalar Ve Uygulama Alanları” .**Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi** .c XXI , s .1, (2002):125-152.

Gözüdeli ,Yaşar, M.Ali Akçayol.”Genetik Algoritma İle Web Sayfası Düzeninin Gerçek Zamanlı Optimizasyonu”.**Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi** (2007):431-439.

Gunawan ,Aldy, K.M. Ng.”A Genetic Algorithm for Teacher Assignment Problem For a University in Indonesia”, **Information and Management Sciences** (2008), 1-16.

Gunawan ,Aldy, K.M. Ng,”A Hybrid Algorithm For The University Course Timetabling”,
http://w1.cirrelt.ca/~patat2008/PATAT_7_PROCEEDINGS/Papers/Gunawan-HD1b.pdf [5.12.2009].

Gunawan ,Aldy, K.M.Ng , H.Long. “Genetic Algorithm for The Teacher Assignment Problem For a University in Indonesia”.**Information And Management Science**(2008):1-16.

Güden ,Hüseyin, Barış Vakvak, Barış E. Özkan, Fulya Altıparmak, Berna Dengiz.”Genel Amaçlı Arama Algoritmaları İle Benzetim Eniyilemesi : En İyi Kanban Sayısının Bulunması”,**Endüstri Mühendisliği Dergisi** c:16 s:1, 2-15.

Gülcü, Ayla, Yapay Zeka Tekniklerinden Genetik Algoritma Ve Tabu Arama Yöntemlerinin Eğitim Kurumlarının Haftalık Ders Programının Hazırlanmasında Kullanımı .Yüksek Lisans Tezi . Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,2006

Gülsün, Bahadır, Gülfem Tuzkaya, Cem Duman.”Genetik Algoritmalar İle Tesis Yerleşimi Tasarımı Ve Bir Uygulama”. **Doğuş Üniversitesi Dergisi**(2009):73-87.

Güngör ,İbrahim. ”Çok Amaçlı Atama Problemlerine Bir Çözüm Önerisi”.**Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F**(2003), 37-52.

Harper ,Paul R., Valter de Senna, Israel T. Vieira, Arjan K. Shahani.”A genetic Algoritim Fort he Project Assingment Problem”. **Computer & Operation Research** (2005): 1255-1265.

İşçi ,Dr.Öznur, Prof.Dr. Serdar Korujoğlu. ”Genetik Algoritma Yaklaşımı ve Yöneylem Araştırmasında Bir Uygulama”.**Yönetim Ve Ekonomi** . c:10 s:2 (2003):191-208.

Karaboğa, Derviş, **Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları**

Kaya, İhsan. ”Çok Aşamalı Proseslerde Örnek Hacminin Belirlenmesi Üzerine Bir Model Ve Genetik Algoritmalar yardımıyla Çözüm Önerisi”,
http://www.sosyalbil.selcuk.edu.tr/sos_mak/makaleler/%C4%B0hsan%20KAYA/KAYA,%20%C4%B0hsan.pdf[5.12.2009].

Kaya, Serkan,.Operasyonel Sabit İş Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritmalar İle Çözümü Yüksek Lisans TeziSelçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006

Kazu, Yrd.Doc.Dr. İbrahim Yaşar, Oğuzhan Özdemir.”Öğrencilerin Bireysel Özelliklerinin Yapay Zeka İle Belirlenmesi”.**Akademik Bilişim** (2009): 457-466.

Kim ,Bum-Jin, William L. Hightower, Peter M. Hahn, Yi-Rong Zhu, Lu Sun.”Lower Bound For The Axial Three Index Assignment Problem”. **European Journal Of Operational Research** [2010] : 654-668.

Kurban ,Mehmet, Ümmühan Başaran Filik. ”Birim Yüklenme Probleminin Üç Farklı Yöntem Kullanılarak Karşılaştırmalı Çözümlemesi”.**Gazi Üniversitesi Mühendislik Ve Mimarlık Fakültesi Dergisi** (2009):425-434.

Lui ,Shugang, Weilai Huang, Huiming Ma.”An effective Genetic Algorithm For the Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problems”,**Transportation Research Par E: Lojistic And Transportation Review**(2009) :434-445.

Lui ,Yu-Hsin .“Different İnitial Solution Generators in Genetic Algoritim For Solving Probabilistic Travelling Salesman Problem”.**Applied Mathematics And Computation** (2010):125-137.

Majumdar ,J., A.K. Bhunia.”Elitist Genetic Algorithm For Assignment Problem With İmprecise Goal”, **European Journal of Operational Research**(2007):684-692.

Mitsuo, Gen, Cheng Runwei .**Genetic Algoritms And Engineering Optimization**

Misevicius ,Alfonasas.” Genetic algorithm hybridized with ruin and recreate procedure: application to the quadratic assignment problem”. **Knowledge-Based Systems**(2003): 261-268.

Montemanni ,Roberto, Derek H. Smith .”Heuristic Manipulation , Tabu Search And Frequency Assignment”. **Computers & Operation Research**(2010): 543-551.

Moreira ,Jose Joaquim.”A System for Automatic Construction Of Exam TimeTable Using Genetic Algorithm”. **Revista de Estudos Politecnicos Politecnical Studies Review**(2008),55-73.

Nabiyev,V. **Yapay Zeka Problemleri Yöntemler – Algoritma**

Oktay ,Selda, Orhan Engin. “Endistriyel Problemlerin Çözümünde Dağınık Arama Yöntemi: Literatür Araştırması”. **Sigma Mühendislik Ve Fen Bilimleri Dergisi**(2006):144-155.

Öner ,Adalet, Fusun Ülengin. ”Atama Problemleri için yeni bir çözüm yaklaşımı”,İTÜ Mühendislik Dergisi, c.2,s.1(2003), 74.

Özarslan ,Bülent,Birsen Saka,”GSM’de Frekans Atama Problemleri Ve Çözüm Algoritmaları”, http://www.ursi.org.tr/2004_kongre/BU92.PDF[1.12.2009].

Özbakir ,Lale, Adil Baykasoğlu, Pınar Tapkan. ”Bees Algorithm For Generalized Assignment Problem”. **Applied Mathematics And Computation**(2010):3782-3795.

Özbilen, Alper.”Genetik Algoritma İle İletişim Ağlarında Yönlendirme Optimizasyonu”, <http://www.elektrik.gen.tr/icerik/genetik-algoritma-ile-ileti%C5%9Fim-a%C4%9Flar%C4%B1nda-y%C3%B6nlendirme-optimizasyonu>[5.12.2009].

Özdağlar, Davut, Ertuğrul Benzeden, A.Murat Kahraman. ”Kompleks Su Dağıtım Şebekelerinin Genetik Algoritma İle Optimizasyonu”. **İMO Teknik Dergi**(2006):3851-3867.

Özekes ,Serhat, A.Yılmaz Çamurcu,”Şablon Eşleme Yöntemi Kullanılarak Mamogramlardaki Ve Akciğer BT’lerindeki Anormalliklerin Bilgisayar Destekli Tespiti : Bir Derleme Çalışması”. **İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi** (2006):101-118.

Öztemel, Prof.Dr. Ercan.**Yapay Sinir Ağları**,2.bs.

Pakkan ,Hv.Pl’t.Yzb. Baha, Yrd. Doc.Dr. Hv.Müh.Yb. Murat Ermiş. “İnsansız Hava Araçlarının Genetik Algoritma Yöntemiyle Çoklu Hedeflerin Planlanması”.”**Havacılık Ve Uzak Teknolojileri Dergisi**. c.4,s.3,77.

Paksoy, Semin. Genetik Algoritma İle Proje Çizelgeleme.Doktora Tezi . Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü ,2007

Park ,Changkyu, Junyong Seo.” Comparing heuristic algorithms of the planar storage location assignment problem”. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**(2010):171-185.

Pongcharoen ,P., W. Promtet, P. Yenradee, C. Hicks.” Stochastic Optimisation Timetabling Tool for university course scheduling”. **International Journal of Production Economics**(2008),903-918.

Rahoual ,Malek, Rachid Saad. “Solving Timetabling problems By Hybridizing Genetic Algoritihm and Tabu Search”. **PATAT**(2006):467-472.

Ravi,V., H. Kurniawan, Peter Nwee Kok Thai, P. Ravi Kumar.”Soft Computing System For Bank Performance Prediction”.**Applied Soft Computing** (2008):305-315.

Serhatlıoğlu ,Selami, Fırat Hardalaç.”Yapay Zeka Teknikleri Ve Radyolojiye Uygulanması”.**Fırat Tıp Dergisi** (2009):1-6.

Sharkey ,Thomas C., H. Edwin Romeijn. ”Greedy Approach for a Class Of Nonlinear Generalized Assignment Problem”. **Discrete Applied Mathematics** (2010):559-571.

Şahin, Yusuf Levent,Ahmet Naci Çoklar,”Öğretim Yazılımlarının Tasarlanmasında Genetik Algoritmaların Kullanılması”,
ietc2008.home.anadolu.edu.tr/ietc2008/235.doc[1.12.2009].

Şeker ,Şadi Evren,”Arılar Algoritması”,
<http://www.bilgisayarkavramlari.com/2009/12/06/arilar-algoritmasi-bees-algorithm/>[5.4.2010].

Şen, Zekai. **Genetik Algoritmalar ve En İyileme Yöntemleri**

Şener ,Güray. Katlı Atama Problemleri ve Çözümü. Yüksek Lisans Tezi.Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,2007.

Taha ,Hamdya,**Yöneylem Araştırması**.

Taşkın , Emel.“Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları” .**Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi** (2002):129-152.

Toğan ,Vedat, Ayşe Daloğlu.”Genetik Algoritma ile Üç boyutlu Kafes Sistemlerinin Şekil Ve Boyut Optimizasyonu”. **İMO Teknik Dergi** . 2006:3809-3825.

Toprak ,Araş. Gör. Şakir,Araş. Gör. Murat Can Ganiz, Op.Dr.Şükrü Toprak,Doc.Dr.Ahmet Aslan.”Genetik Algoritmalarla Makine Öğrenmesi İçin Tıbbi Verilerden Hipotez Uzayı Oluşturması”, ab.org.tr/ab03/tammetin/117.doc[5.4.2010]

Tunalıoğlu, N.,T.Öcalan.”Üç Boyutlu Karayolu Güzergah Uygulamalarında Karar Destek Sistemi olarak Genetik Algoritmaların Kullanımı”.**TMMOB Harita Ve Kadastro Mühendisleri Odası 11. Türkiye Harita Bilimsel Ve Teknik Kurultayı 2-6 Nisan 2007**.

Türkbey ,Orhan.”Tesis Düzenlemesi Probleminde Yerel Arama Sezgiseli Kullanan Bir Genetik Algoritma : Memetik Algoritma Yaklaşımı”. **Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi**. c:8,s:2:265-271.

Weare ,Rubert, Edmund Burke, Dave Elliman.”A Hybrid Genetic Algorithm For Highly Constrained TimeTabling Problems”. **Computer Science Technial Report** (1995):1-11.

Wittkemper,Hans-Georg, Manfred Steiner.”Using Neural Networks To Forecast the Systematic Risk of Stocks”.**European Journal Of Operational Research**(1996):577-588.

Xia ,Yong.”An effcient Continuation Method For Quadratic Assignment”.**Computers &Operation Research**(2010):1027-1032.

Xing ,Ling-Ning, Ying-Wu Chen, Ke-Wei Yang, Feng Hou, Xue-Shi Shen, Huai-Ping Cai.”A Hybrid Approach Combining An İmproved Genetic Algorithm And Optimization Strategies For The Asymetric Travelling Salesman Problem”.**Engineering Applications Of Artificial Intelligence**(2008):1370-1380.

Yurtçu, Şaban, Yılmaz İçağa. ”Evrimsel Algoritmaların İnşaat Mühendisliği Sistemlerinde Kullanımı”. **Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi**(2006) :51-59.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı	:Günaç Soyaslan
Doğum Tarihi	:25.05.1981
Doğum Yeri	:Yozgat
Lise	:Hayrullah Kefoğlu Yabancı Dil Ağırlıklı Lisesi
Lisans	:Yıldız Teknik Üniversitesi Matematik Mühendisliği Bölümü
Yüksek Lisans	:Yıldız Teknik Üniversitesi İşletme Anabilim Dalı İşletme Yönetimi Programı
Çalıştığı Kurumlar	
Ağustos 2003 – Ocak 2006	:Multinet Kurumsal Hizmetler A.Ş : Yazılım Uzmanı
Ocak 2006 – Aralık 2008	:Teknosa İç ve Dış Ticaret A.Ş :Yazılım Uzmanı
Yabancı Dil	:İngilizce
Bilgisayar Bilgileri	:Visual Basic 6.0 , C# , .Net 2003, .Net 2005, .Net 2008 , XML , Microsoft Commerce Server 2007, Microsoft Commerce Server 2002, Microsoft Commerce Server FP1, Microsoft Biztalk Server 2000, Microsoft SQL Server 2000, Microsoft SQL Server 2005,