T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HAVAYOLU OPERASYONLARINDA PLANLAMA VE ÇİZELGELEME

MUHAMMET DEVECİ

DOKTORA TEZİ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

DANIŞMAN
DOÇ. DR. NİHAN ÇETİN DEMİREL

İSTANBUL, 2016

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HAVAYOLU OPERASYONLARINDA PLANLAMA VE ÇİZELGELEME

Muhammet DEVECİ tarafından hazırlanan tez çalışması 23.11.2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı Endüstri Mühendisliği Programı'nda **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Ali Fuat GÜNERİ

Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Tuğba EFENDİGİL

Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Cengiz KAHRAMAN

İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Yrd. Doç. Dr. Cafer Erhan BOZDAĞ

İstanbul Teknik Üniversitesi _____

Bu çalışma, Yıldız Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü' nün 2014-06-03-DOP01 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

ÖNSÖZ

Havayoluna ait temel problemler, planlama ve operasyonel olarak iki aşamaya ayrılabilmektedir. Her problemin kendine has özellikleri ve amaçları vardır. Planlama aşamasının, çok karmaşık ve çözümü uzun zaman aldığından dolayı bu problem literatürde üçe ayrılmıştır. Havayolu planlama aşamaları uçuş çizelgeleme, uçak çizelgeleme ve ekip çizelgelemedir. Uçak ve ekip çizelgeleme ise kendi içerisinde iki alt probleme ayrılmıştır. Uçak çizelgeleme problemi filo atama ve uçak rotalama olarak ayrı ayrı ele alınmaktadır. Ekip çizelgeleme ise ekip eşleme ve ekip atama problemi olarak dikkate alınmaktadır. Operasyonel aşamalar ise gelir yönetimi, kapı atama problemi ve düzensiz olayların yönetiminden meydana gelmektedir.

Bu tez çalışmasında, literatürde yoğun bir şekilde çalışılan havayolu ekip eşleme problemi dikkate alınmıştır. Ekip eşleme problemi, uçuş çizelgesindeki her uçuş bacağın ekip gereksinimi karşılayacak minimum maliyetli eşleme kümesini bulmakla ilgilenir. Bu problem için 5 aşamalı dinamik tabanlı genetik algoritma yaklaşımı önerilmiştir.

Doktora eğitimine başladığım günden bu güne her türlü fedakârlığı ve manevi desteği gösteren, tezimin her aşamasında bana yön veren ve her zaman destek olan danışman hocam Sayın Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL'e sonsuz teşekkür ederim. Aynı şekilde tez izleme jürimde olan ve tezimin her aşamasında değerli görüşleri ile bana hep destek olan çok değerli hocalarım Sayın Doç. Dr. Tuğba EFENDİGİL ve Sayın Yrd. Doç. Dr. Cafer Erhan BOZDAĞ'a teşekkürlerimi sunarım. Doktora eğitimi sırasında takıldığım konularda fikirleri ile beni destekleyen ve yardım eden hocalarım Sayın Yrd. Doç. Dr. Tufan DEMİREL ve Dr. Ender ÖZCAN'a, görüş ve değerli katkıları ile desteklerini esirgemeyen değerli arkadaşlarım Yük. Müh. Bahadır ZEREN ve Fatih CANITEZ'e, doktora eğitiminin yoğun ve sıkıntılı süreçlerinde manevi desteklerini ve anlayışlarını esirgemeyen mesai arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım. Bu çalışmada gerek teorik gerekse uygulama açısından bana her türlü imkanı sağlayan THY Genel Müdürlüğü Ekip Planlama Başkanlığı'nda Sistem ve Program Geliştirme Müdürü Ebru MUTLUER ve sırasıyla Sedat MUTLUER, Esat HIZIR ve Bilgehan ÖZEL'e teşekkürü borç bilirim. Bu günlere gelmemde tartışmasız çok büyük emeği olan aileme başta annem Zeliha DEVECİ ve babam Osman DEVECİ olmak üzere sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Kasım, 2016

Muhammet DEVECİ

İÇİNDEKİLER

Sayfa

SİMGE LİSTESİ....viii

KISALTMA LİSTESİ....ix

ŞEKİL LİSTESİ.... x

ÇİZELGE LİSTESİ....xii

ÖZET....xiv

ABSTRACT....xvi

BÖLÜM 1

GİRİŞ.... 1

1.1 Literatür Özeti.... 5
1.2 Tezin Amacı.... 9
1.3 Hipotez.... 11

BÖLÜM 2

LİTERATÜR ARAŞTIRMASI.... 13

2.1 Çözüm Yaklaşımları.... 13
2.1.1 Meta-Sezgisel Yaklaşımlar.... 13
2.1.1.1 Genetik Algoritma ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar.. 14
2.1.1.2 Tabu Arama Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar.... 22
2.1.1.3 Karınca Kolonisi Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar.... 22
2.1.1.4 Tavlama Benzetimi Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar.... 23
2.1.2 Sütun Üretme Yaklaşımı.... 24
2.1.3 Satır Yaklaşımı.... 33
2.1.4 Doğrusal Programlama Algoritmaları.... 33
2.1.4.1 Doğrusal Programlama ve Gevşetmesi.... 33
2.1.4.2 SPRINT Yaklaşımı.... 34

2.1.4.3 Hacim Algoritması 35
2.1.5 Tamsayı Programlama Algoritmaları 35
2.2 Modelleme Yaklaşımları 38
2.2.1 Doğrusal Programlama Modelleme 38
2.2.2 Doğrusal Olmayan Programlama Modelleme 38
2.2.3 Tamsayılı veya Karışık Programlama Modelleme 39
2.2.4 Stokastik Modelleme 39
2.2.5 Bulanık Modelleme 41

BÖLÜM 3

HAVAYOLU PLANLAMA PROBLEMLERİ 42

3.1 Uçuş Çizelgeleme 43
3.2 Uçak Çizelgeleme 44
3.2.1 Filo Atama 45
3.2.2 Uçak Rotalama 46
3.3 Ekip Çizelgeleme 46
3.3.1 Ekip Eşleme 48
3.3.2 Ekip Atama 52
3.4 Gelir Yönetimi 53
3.5 Kapı Atamaları 53
3.6 Düzensiz Olayların Yönetimi 54

BÖLÜM 4

EKİP EŞLEME PROBLEMİ 55

4.1 Uçuş Görevi Oluşturma 56
4.2 Ekip Eşlemesi Oluşturma 59
4.3 Ekip Eşleme Probleminde Kullanılan Kısıtlar ve Matematiksel Gösterimi. 63

BÖLÜM 5

EVRİMSEL ALGORİTMALAR 68

5.1 Genetik Algoritma 68
5.2 Memetik Algoritma 70
5.3 Ekip Eşleme Probleminin Evrimsel Algoritmalar ile Çözüm Adımları 71
5.3.1 Optimizasyon 71
5.3.2 Ekip Eşleme Probleminde Kullanılan Evrimsel Algoritmaların Ortak Parametreleri 74
5.3.2.1 Dizi Gösterimi (Kodlama) 74
5.3.2.1.1 İkili Kodlama 75
5.3.2.1.2 Sıralı Kodlama 75
5.3.2.1.3 Değer Kodlama 75
5.3.2.1.4 Ağaç Kodlama 76
5.3.2.2 Gösterim Biçimi 76
5.3.2.2.1 Sütun Temelli Gösterim 76
5.3.2.2.2 Satır Temelli Gösterim 77
5.3.2.3 Başlangıç Popülasyonu 78

5.3.2.4 Uygunluk Fonksiyonu Hesabı 78
5.3.2.5 Seçim Operatörü 79
5.3.2.5.1 İkili Turnuva Seçimi 79
5.3.2.5.2 Orantılı Seçim 80
5.3.2.5.2.1 Rulet Çemberi Seçimi 81
5.3.2.5.2.2 Stokastik Evrensel Örnekleme Seçimi 83
5.3.2.5.3 Rütbe (Sıralı) Seçim 83
5.3.2.5.4 Elitist Seçim 83
5.3.2.5.5 Kararlı-Durum Seçimi 83
5.3.2.6 Genetik Operatörler 84
5.3.2.6.1 Çaprazlama 84
5.3.2.6.1.1 Tek Noktalı Çaprazlama 85
5.3.2.6.1.2 İki Noktalı Çaprazlama 85
5.3.2.6.1.3 Uniform Çaprazlama 86
5.3.2.6.2 Mutasyon Operatörü 86
5.3.2.7 Düzeltme-Onarım (Repair) Algoritması 88
5.3.2.8 Popülasyon Yenileme 88
5.4 Klasik Genetik Algoritma Varyantları ve Memetik Algoritma ile Ekip Eşleme Probleminin Çözümü 89
5.4.1 Başlangıç Popülasyonu 93
5.4.2 Uygunluk Fonksiyonu 94
5.4.3 Genetik Operatörler 95
5.4.4 İyileştirme Algoritmaları 97
5.4.4.1 Düzeltme-Onarım Algoritması 97
5.4.4.2 Lokal (Yerel) Optimizasyon Algoritmaları 97
5.4.4.3 Kromozom İyileştirme (Tepe Tırmanma) Algoritmaları 99
5.4.5 Popülasyon Yenileme 101
5.5 Deneysel Sonuçlar 101
5.5.1 Konfigürasyon Deneyleri 102
5.5.2 Evrimsel Algoritmaların Performansının Karşılaştırılması 105
5.5.3 Memetik Algoritmanın Literatürde Yapılan Önceki Çalışma ile Performansının Karşılaştırılması 109
5.5.4 Sonuçlar 111

BÖLÜM 6

DİNAMİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA VE BİR UYGULAMA ÖRNEĞİ 112

6.1 Ekip Eşleme Üretimi 114
6.2 Sezgisel Çözümler ile Başlangıç Alt Küme Seçimi 116
6.3 Optimizasyon için Küme Kapsama Modeli 117
6.4 Genetik Algoritma ile Optimizasyon 118
6.4.1 Başlangıç Popülasyonu 118
6.4.2 Uygunluk Fonksiyonu 119
6.4.3 Genetik Operatörler 120
6.4.4 İyileştirme Algoritmaları 121
6.4.4.1 Düzeltme-Onarım Algoritması 121
6.4.4.2 İlk Geliştirme Yerel Arama Sezgiseli 122
6.4.5 Popülasyon Yenileme 123

6.5 Güncelleme Sezgiselleri 123
6.5.1 Pas Uçuş Azaltma Sezgiseli 123
6.5.2 Düşük Maliyetli Alternatif Eşleme Arama Sezgiseli 125
6.6 Genel Bakış 127
6.7 Deneysel Sonuçlar 129
6.8 Bulgular ve Tartışma 135

BÖLÜM 7

SONUÇ VE ÖNERİLER 141

KAYNAKLAR 144

ÖZGEÇMİŞ 155

SİMGE LİSTESİ

a_{ij}	Eğer *i.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{ij} = 1$, yoksa $a_{ij} = 0$
a_{lj}	Eğer *l.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{lj} = 1$, yoksa $a_{lj} = 0$
b_{jk}	Eğer *j.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise 1, yoksa 0
b_{qk}	Eğer *q.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise 1, yoksa 0
$C_i^{uçuş}$	Her bir uçuş *i*'nin maliyeti
$C_j^{görev}$	*j* görevi için temel asgari ödeme
$C_k^{eşleşme}$	*k* eşlemesi için temel asgari ödeme
$C_{il}^{uçuşDinlenme}$	*i* ve *l* ardışık iki uçuş arasındaki dinlenme maliyeti
$C_{jq}^{görevDinlenme}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki dinlenme maliyeti
h_{jq}	Eğer *j.* görevden sonra *q.* görev geliyor ise, $h_{jq} = 1$, yoksa $h_{jq} = 0$
i	Tüm uçuşlar kümesi
j	Tüm görevler kümesi
k	Tüm ekip eşlemeleri kümesi
$K_j^{görev}$	*j.* görev için uçuş sayısı
$M_i^{uçuş}$	*i.* uçuşun uçuş süresi
$M_j^{blokSüresi}$	*j.* görevin blok süresi
M_j^{tft}	*j.* görevin toplam uçuş görev süresi
$M_{jq}^{gerekliDinlenme}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki gerekli dinlenme süresi
$M_{il}^{şehirDinlenme}$	*i* ve *l* ardışık iki uçuş arasındaki dinlenme zamanı
$M_k^{eşleme}$	k. ekip eşlemesi için geçen toplam uçuş görev süresi
QI	Kalite indeksi
$S_j^{başlama}$	*j.* görevin başlama saati
u_{il}	Eğer *i.* uçuştan sonra *l.* uçuş geliyorsa $u_{il} = 1$, yoksa $u_{il} = 0$
$Z_k^{eşleme}$	*k.* ekip eşlemesi için görev sayısı

KISALTMA LİSTESİ

Brief	Görev Açma
Debrief	Görev Kapama
dk	Dakika
DOP	Doğrusal Olmayan Programlama
DP	Doğrusal Programlama
EA	Evrimsel Algoritma
ER	Uzun Menzilli Uçuş
FAA	Federal Havacılık Yönetimi
GA	Genetik Algoritma
GSP	Gezgin Satıcı Problemi
HC1	İyileştirme Algoritması 1
HC2	İyileştirme Algoritması 2
IATA	Uluslararası Hava Taşımacılığı Birliği
KPI	Anahtar Performans Göstergesi
KKO	Karınca Kolonisi Optimizasyonu
LC1	Yerel Arama 1
LC2	Yerel Arama 2
MA	Memetik Algoritma
NPL	Yeni Eşleme Listesi
ort	Ortalama
PL	Eşleme Listesi
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
QAP	Quadratic Programming
ROW	Row-Based Represantation
SGHM	Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü
Sig	Significant
SC	Küme Kapsama
SP	Küme Bölme
std	Standart Sapma
TA	Tabu Arama
TB	Tavlama Benzetimi
TDP	Tamsayılı Doğrusal Programlama
THY	Türk Hava Yolları
TPACS	Trip Pairing for Airline Crew Scheduling
TRIP	Trip Re-evaluation and Improvement Program
UGS	Uçuş Görev Süresi
US	Uçuş/Blok Süresi

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1. 1 Havayolu ekip çizelgeleme makale sayıları (1988-2016) 5
Şekil 1. 2 Havayolu ekip çizelgeleme çözüm yöntemleri kullanım yüzdesi 6
Şekil 1. 3 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde kullanılan modelleme türleri ve kullanım sayıları 7
Şekil 1. 4 Havayolu ekip çizelgeleme problem kategorilerinin kullanım sayıları 8
Şekil 1. 5 Havayolu ekip çizelgeleme uygulama çeşitlerinin kullanım sayıları 8
Şekil 1. 6 İncelenen çalışmalarda uçuş verilerinin erişim yüzdesi 9
Şekil 1. 7 Uçuş verilerinin Ülkelere göre kullanım yüzdesi 9
Şekil 2. 1 Kolon temelli gösterim 16
Şekil 2. 2 Genetik örnek gösterim 17
Şekil 2. 3 Havayolu ekip eşleme problemi için iteratif sütun üretme yaklaşım prosedürü 25
Şekil 2. 4 Doğrusal programlama kullanım yüzdesi 34
Şekil 2. 5 5.5 Milyon'lu sütun problemin SPRINT yaklaşımı ile çözümü 35
Şekil 3. 1 Havayolu işletmelerinde planlama ve operasyonel süreçler 43
Şekil 3. 2 Ekip atama prosedürü 53
Şekil 4. 1 Ekip eşleme üretiminin aşamaları 55
Şekil 4. 2 Örnek uçuş görevi 58
Şekil 4. 3 İki görevli ekip eşlemesi örneği 62
Şekil 4. 4 Haftalık ekip eşlemesi örneği 62
Şekil 4. 5 Ekip eşlemesinin uçuş detayları örneği 62
Şekil 5. 1 Genetik algoritma akış şeması 70
Şekil 5. 2 Örnek küme kapsama problemi 73
Şekil 5. 3 İkili kodlama örneği 75
Şekil 5. 4 Sıralı kodlama örneği 75
Şekil 5. 5 Değer kodlama örneği 75
Şekil 5. 6 Ağaç kodlama örneği 76
Şekil 5. 7 Sütun temelli gösterim 77
Şekil 5. 8 Satır temelli gösterim 78
Şekil 5. 9 Turnuva yöntemi 80
Şekil 5. 10 Rulet çemberi örneği 83
Şekil 5. 11 Tek noktalı çaprazlama 85
Şekil 5. 12 İki noktalı çaprazlama 86
Şekil 5. 13 Uniform çaprazlama 86
Şekil 5. 14 Bit flip örneği 87

Şekil 5. 15 Ters çevirme örneği 87
Şekil 5. 16 Ekleme örneği 87
Şekil 5. 17 Yer değiştirme örneği 88
Şekil 5. 18 Evrimsel algoritma tabanlı önerilen metodolojinin adımları 90
Şekil 5. 19 Standart genetik algoritma akış şeması (GA1) 91
Şekil 5. 20 Deneylerin 30 kez çalıştırılmasından elde edilen toplam sıralama değerleri 104
Şekil 5. 21 Üç evrimsel algoritmaların 30 kez çalıştırılması ile elde edilen en iyi değerlerin kutu-çizgi grafikleri 107
Şekil 6. 1 Önerilen algoritmanın adımları 113
Şekil 6. 2 Alternatif eşleme arama örneği 124
Şekil 6. 3 Önerilen yaklaşıma genel bakış 128
Şekil 6. 4 Önerilen algoritmaların Örnek 6 için anahtar performans göstergesi özeti . 138
Şekil 6. 5 Karşılaştırlan algoritmaların tüm örnekler için toplam maliyet anahtar performans gösterge özetleri 140

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2. 1 Genetik algoritma ile ekip eşleme ve atama problemini çözen çalışmalar . 21
Çizelge 2. 2 Tabu arama algoritması ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar 22
Çizelge 2. 3 Karınca kolonisi optimizasyonu ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar 23
Çizelge 2. 4 Tavlama benzetimi optimizasyonu ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar 24
Çizelge 2. 5 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde sütun üretme yaklaşımını kullanan çalışmalar 31
Çizelge 2. 6 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde dallanma tekniklerini kullanan çalışmalar 37
Çizelge 2. 7 Doğrusal olmayan programlama modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar 39
Çizelge 2. 8 Stokastik modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar 40
Çizelge 2. 9 Bulanık küme modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar 41
Çizelge 3. 1 Örnek bir uçuş çizelgeleme 44
Çizelge 3. 2 Filo özellikleri 45
Çizelge 3. 3 Örnek bir filo ataması 46
Çizelge 3. 4 Başlıca Amerika havayolları için ekip maliyetleri 47
Çizelge 3. 5 Örnek uçuş görevi 49
Çizelge 3. 6 Örnek ekip eşlemesi 49
Çizelge 4. 1 Ekip eşlemesi için kullanılan matematiksel notasyon 63
Çizelge 4. 2 Maksimum uçuş süresi (blok süresi) ve uçuş görev süresi limitleri 65
Çizelge 4. 3 Minimum dinlenme süreleri 66
Çizelge 4. 4 Azami uçuş görev süreleri 67
Çizelge 5. 1 Popülasyon örneği 81
Çizelge 5. 2 Rulet çemberi örneği 82
Çizelge 5. 3 Örneklerin uçuş bacak ve ekip eşleme sayısı 102
Çizelge 5. 4 Parametre ayarının test sonuçları 105
Çizelge 5. 5 GA1, GA2 ve MA'nın her bir örnek için 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama, en iyi değer, medyan ve standart sapma değerleri ve bunları kullanarak performansının karşılaştırılması 108

Çizelge 5. 6 Memetik algoritmanın önceki çalışmalar ile her bir örnek için 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama, en iyi değer, medyan ve standart sapma değerleri ve bunları kullanarak performansının karşılaştırılması... 110
Çizelge 6. 1 Ekip eşlemesi için kullanılan matematiksel notasyon 115
Çizelge 6. 2 Kalite indeksinin matematiksel notasyonu..... 126
Çizelge 6. 3 Test örneklerinin uçuş bacaklarından üretilen görevler ve eşlemeler 129
Çizelge 6. 4 Önerilen evrimsel algoritmalar..... 130
Çizelge 6. 5 KPI- Önerilen yöntemler için maliyet raporu..... 131
Çizelge 6. 6 Performansı karşılaştırılan algoritmalar için maliyet raporu..... 133
Çizelge 6. 7 Yüzde iyileşmeyi gösteren özet rapor (%) 135
Çizelge 6. 8 Önerilen evrimsel algoritmalara ait tanımlayıcı istatistiki bilgiler..... 137
Çizelge 6. 9 Karşılaştırılan evrimsel algoritmalara ait tanımlayıcı istatistiki bilgiler 137

ÖZET

HAVAYOLU OPERASYONLARINDA PLANLAMA VE ÇİZELGELEME

Muhammet DEVECİ

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

Havayolu operasyonları uçuş çizelgeleme, uçak çizelgeleme, ekip çizelgeleme (ekip eşleme ve ekip atama) ve düzensiz olayların yönetilmesinden meydana gelmektedir. Bu planlama problemlerinden ekip eşleme problemi havayolu planlamasında karşılaşılan en kapsamlı problemlerden biridir. Bu tez çalışmasında, ekip eşleme problemi ayrıntılı olarak incelenip işletmeler için önemli maliyet kazanımları sağlanması ve bir optimizasyon algoritması geliştirilmesi amaçlanmaktadır.

Ekip eşleme, bir veya birden fazla uçuş görevinden oluşan ve ana üs (ikamet merkezi)'te başlayıp tekrar ana üs'te biten uçuş dizisidir. Aynı zamanda ekip eşleme, havayolu ekip planlamasının ana maliyet belirleyici aşamasıdır. Havayolları için uçuş çizelgesinin ekip eşleme optimizasyonu son derece önemli bir süreçtir. Çünkü operasyonel ekip maliyetlerini minimuma indirebilmek ve ekip kullanımını maksimum yapabilmek için bu süreçten faydalanılır. Kabul edilebilir ekip eşlemesi SGHM (Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü)'nin yasal kısıtlarına, FAA (Federal Havacılık) kurallarına ve havayolu şirketleri tarafından belirlenen özel kısıtlara uymak zorundadır. Bu kısıtlamalar ve kurallara dikkate alarak optimizasyonun temel amacı, uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları kapsayan en düşük maliyetli ekip eşlemesini bulmaktır. Bu tez çalışması için, literatürde zaten var olan ekip eşleme optimizasyonları incelenmiş ve önceki çalışmaların üzerine yeni bir dinamik tabanlı genetik algoritma varyantları ve memetik algoritma yaklaşımı, alternatif ekip eşleme arama (pas uçuş azaltma) ve kısmi çözüm yaklaşımı (düşük maliyetli eşleme arama) geliştirilmiştir.

Ekip eşleme problemi beş aşamada çözülmüştür. Problemin ilk aşamasında, SGHM'nin yasal kısıtlarına, FAA kurallarına ve havayolu şirketleri tarafından belirlenen özel

kısıtlara uygun yasal ana ekip eşleme kümeleri oluşturulmuştur. İkinci aşamada ise, oluşturulan yasal ekip eşlemeleri arasından uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları kapsayan en düşük maliyetli ekip eşlemesi alt kümesi oluşturulur. Üçüncü aşamada ise alt küme problemin optimizasyonu için evrimsel algoritmalardan olan genetik algoritma varyantları ve memetik algoritma yaklaşımı kullanılmıştır. Dördüncü aşamada, optimizasyon aşamasında elde edilen en iyi çözüm kümesine güncelleme işlemi uygulanır. Bu güncelleme işlemi pas uçuş azaltma ve düşük maliyetli eşleme arama sezgiselleri ile yapılmaktadır. Beşinci aşamada ise durdurma koşulu sağlanana kadar algoritma çalışır ve en iyi çözüm elde edilir. Ekip eşleme aşamasının çıktısı, optimizasyon aşamanın girdisi olarak kullanılmış olup problem Java Eclipse platformunda bütünleşik olarak çözülmüştür. Önerilen algoritmayı test etmek için Türk Hava Yolları (THY) şirketinin web sayfasından alınan uçuş verileri kullanılmış ve optimal ekip çizelgeleri oluşturulmuştur. Önerilen algoritmalardan en iyisi literatürde meta-sezgisel yöntemler ile çözülmüş bir çalışmadan elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Bu yöntemlerden elde edilen sonuçların anlamlı olup olmadığını test etmek için istatistiksel yöntemlerden faydalanılmıştır. Sonuçlardan da anlaşılacağı üzere yapılan iyileştirme ile önerilen algoritmanın çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Havayolu ekip çizelgeleme, ekip eşleme problemi, küme kapsama, genetik algoritma, memetik algoritma, sezgiseller

ABSTRACT

PLANNING AND SCHEDULING IN AIRLINE OPERATIONS

Muhammet DEVECİ

Department of Industrial Engineering

PhD. Thesis

Adviser: Assoc. Prof. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

Airline operations consist of flight scheduling, aircraft scheduling, crew scheduling (crew pairing and crew rostering), as well as managing irregular issues. The crew pairing problem, which is one of the planning problems, is one of the most sophisticated problems encountered when dealing with airline operations. The purpose of this thesis is to examine the crew pairing problem in detail, to reduce the costs of the companies and to develop an optimization algorithm.

Crew pairing stands for a series of flights, namely round-trips, starting and ending at the home base. Crew pairing is also the cost-determining phase of the crew scheduling. For airliners, the crew pairing optimization of flight scheduling is vital since this process is used for minimizing the operational crew costs while maximizing the efficient use of the crew. An acceptable crew pairing must meet the legal restrictions of SGHM (Directorate General of Civil Aviation), FAA (Federal Aviation) rules and special restrictions laid down by the airliners. Considering these restrictions and rules, the main purpose of the optimization is to determine the most cost effective crew pairing comprising of all the flights in the flight schedule. For this thesis, crew pairing optimizations already existing in the literature were examined and, based on these studies, a new dynamic based on genetic algorithm variants, a memetic algorithm approach, an alternative crew pairing search (to reduce the occurrence of deadhead and a partial solution approach (a cost effective pairing search) were developed.

The crew pairing problem was solved in 5 phases. In the first phase of the problem, the legal main crew pairings are formed pursuant to the legal restrictions of SGHM, the FAA rules and the special restrictions laid down by the airliners. As for the second

phase, the subset of the most cost effective crew pairing consisting of all the flights in the flight schedule is constituted through selection among the legal main crew pairings mentioned above. As for the third phase, variants of the genetic algorithm and the memetic algorithm, which are evolutionary algorithms, are used for the optimization of the subset problem. In the fourth phase, the updates are applied to the subset according to the best solution set which was obtained in the optimization phase. This update is applied by means of heuristic approach to reduce the number of deadhead and of low-cost pairing search. As for the fifth phase, the algorithm runs until the stopping condition is satisfied and then the best solution is obtained. The outcome of the crew pairing process is used as the input for the optimization phase and the problem is solved in the Java Eclipse platform in integrated form. In order to test the recommended algorithm, flight data obtained from Turkish Airlines (THY) were used and the optimum crew schedules were created. The best of the recommended algorithms was compared with the outcomes obtained from the one studies, presenting problems solved through meta-heuristic methods. Statistical methods were used to determine whether the outcomes of these methods were meaningful. As it can be seen from the results, the recommended algorithm generated much better solutions after the phases were applied.

Keywords: Airline crew scheduling, crew pairing problem, set covering, genetic algorithm, memetic algorithm, heuristics

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Son yıllarda havayolu şirketlerini kullanan yolcu sayısının artması ve havayolu şirketlerin hızla büyümesine bağlı olarak havayolu planlama problemlerinin boyutlarında çok büyük artış meydana gelmiştir [1]. Havayolu sektörünün küresel toplam cirosu 751 milyar dolar ve toplam sektör çalışanı 58 milyon 'dur. Uluslararası Hava Taşımacılığı Birliği (IATA) verilerine göre 2014 yılında gerçekleşen uçuş sayısı 33,4 milyon ve toplam yolcu sayısı 3,31 milyardır. 2013 senesine göre yolcu sayısındaki artış %5.9 iken bu değer son on yılın ortalaması olan %5.6'dan daha büyüktür. Toplam yolcu sayısı 2014 yılında ise %5.7 artmış ve doluluk oranı ise %79.9 seviyesinde gerçekleşmiştir. Küreselleşme ve teknolojik gelişmelerin getirdiği artan seyahat talep nedeniyle havayolu sektöründe büyüme beklenmektedir [2].

Türkiye'de havayolu endüstri ise dünya ortalamasının 3 katına yakın bir performans sergileyerek büyüme göstermiştir. Son 10 yıldaki büyüme ortalaması %5 civarında iken, Türkiye 2013 senesinde %14.5'lik bir büyüme gerçekleştirmiştir. Son 10 yıl da sektörün toplam cirosu 2,2 milyar dolardan 23,8 milyar dolara ulaşmıştır. Ülkemiz 'de son yıllarda havalimanı, uçak ve yolcu sayısındaki artışlar artan bir ivme ile devam etmektedir. 2003 yılında aktif havalimanı 26, 2014 yılında 53 iken 2015 yılında 55'tir. 2013 yılında iç hatları kullanan yolcu sayısı 7 kattan fazla bir artışla 76,1 milyona ve havayolunu kullanan toplam yolcu sayısı ise yaklaşık 4 kat artarak 2013 yılı sonunda 150 milyona ulaşmıştır. Havacılık sektörü, ülkelerin ekonomisi üzerindeki etkisini açıkça göstermektedir. Türkiye'deki istihdam ise 2003 yılında 65 bin civarında iken, 2013 yılsonu itibariyle 180 bini geçmiştir [2, 3]. Bu durum, havacılık sektöründeki planlama ve çizelgele problemlerinin önemini bir kez daha ortaya çıkarmaktadır.

Havayolu işletmeleri, planlama ve çizelgeleme problemlerinde 1950 yılından beri yöneylem araştırması tekniklerini kullanmaktadırlar [4]. Bu teknikler havayolların operasyonlarını planlama ve yönetmede çok büyük etkilere sahiptir. Bilgisayar teknolojisi ve optimizasyon modellerindeki gelişmeler daha karmaşık sorunları ele alarak bunların üstesinden gelme ve daha kısa sürede havayolları problemlerini çözmeyle sonuçlanmıştır. Bu modellerin büyük katkısından dolayı işletmeler milyonlarca dolar tasarruf sağlamış ve birçok havayolunda yöneylem araştırması departmanın kurulmasına yol açmıştır. Bu bölümlerin yöneylem araştırması alanında önemli bir meslek birliği yaratmasına yardımcı olmuştur. Havayolu endüstrisinin ilerlemesi için yöneylem araştırması uygulamalarına adamış Yöneylem Araştırması Topluluğu bir diğer deyişle "Airline Group of the International Federation of Operational Research Societies (AGIFORS)" adlı bir profesyonel bir topluluk kurulmuştur [5].

Havayolu temel problemleri, planlama ve operasyonel olarak iki kısma ayrılabilmektedir. Her problemin kendine has özellikleri ve amaçları vardır. Planlama problemlerinden biri olan havayolu ekip çizelgeleme problemi, bu problemler arasında literatürde karşılaşılan önemli problemlerden biridir. Çünkü ekip maliyeti yakıt maliyetinden sonra gelen en büyük gider kalemini oluşturması ve yakıt maliyetinde herhangi bir maliyet azaltılmasına gidilemediği için havayolu işletmeleri ekip çizelgeleme problemine küçümsemeyecek kadar çok önem vermektedir. Personel maliyetleri havayolunun kontrol edebileceği en büyük gider olduğu için, uçuş seferlerine etkin personel ataması, havayolu planlaması açısından çok büyük önem taşır [6]. Havayolu ekip çizelgeleme, ekonomik boyutu ve etkisi göz önüne alındığında, ekip çizelgeleme uygulamalarının en kapsamlılarından biri ve genellikle bir çok kısıt altında çözülmesi gereken zor (NP-zor) optimizasyon problemidir. Bu problemin ekonomik önemi ve çözümün zorluğu, son yıllarda yöneylem araştırması topluluğunun dikkatini çekmiştir. NP-zor yapıda olan problemin çözümünü kolaylaştırmak için çok sayıda meta-sezgisel ve matematiksel tabanlı sezgisel yaklaşımlar önerilmiştir [7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14].

Havayolu ekip çizelgeleme probleminin çözüm zorluğundan dolayı genellikle birbirini takip eden, ekip eşleme ve ekip atama olarak iki alt probleme ayrılmıştır. Ekip

çizelgeleme problemi iki alt probleme ayrıştırılmasının temel olarak üç sebebi vardır. Birincisi, her iki alt problemin amaç yapıların farklı olmasıdır. İkincisi, ekip eşlemeleri oluşturulmadan ekiplerin atanmasındaki hesaplama zorluğudur. Üçüncüsü ise ekiplerin uymak zorunda olduğu kuralların eşleme ve atama kuralları olarak iki farklı başlık altında toplanmasıdır [15]. Bu tez çalışmasında ekip eşleme problemi ele alınmıştır. Ekip eşleme probleminin temel amacı yasal kısıtlar çerçevesinde tüm uçuş bacaklarını kapsayan minimum maliyetli eşlemeleri bulmaktır. Ekip eşleme probleminin girdisi, havayolu şirketinin uçuş çizelgesinde yer alan uçuş bacaklarıdır. Ekip eşleme probleminin pratikteki büyüklüğü göz önüne alındığında tüm ekip eşlemelerinin üretimi mümkün olmamaktadır. Aynı zamanda ekip eşleme sayısının fazla olması, bir sonraki aşama olan optimizasyon aşamasının zorluğunu da arttıracaktır. Literatürdeki çalışmaların çoğu ekip eşleme problemini çözebilmek için mümkün olduğu kadar az ekip eşlemesi üretilmesi yoluna gitmişlerdir [12, 16].

Tezin geri kalan kısımları aşağıdaki gibi organize edilmiştir. İkinci bölümde, havayolu ekip eşleme problemine ait literatür incelemesi verilmiştir. Ekip eşleme probleminin modellenmesinde kullanılan teknikler ve problemin çözüm yöntemlerine ait detaylı bilgiler verilmiştir.

Üçüncü bölümde, havayolu planlama ve operasyonel problemlerinden bahsedilmiştir. Bu problemler; uçuş çizelgeleme, uçak çizelgeleme (filo atama ve uçak rotalama), ekip çizelgeleme (ekip eşleme ve ekip atama), gelir yönetimi, kapı atamaları ve düzensiz olayların yönetimidir.

Dördüncü bölümde, ekip eşleme problemi anlatılmıştır. Bu problem çözüm zorluğundan dolayı genellikle iki aşamada (uçuş görevi ve ekip eşleme oluşturma) çözülmektedir. Bu tez çalışmasında da iki aşamada çözülecek olup bu aşamalar anlatılmıştır. Ayrıca ekip eşleme probleminde kullanılan kısıtlardan bahsedilmiş ve bu kısıtların matematiksel gösterimi yapılmıştır.

Beşinci bölümde, önerilen evrimsel algoritmaların bir diğer deyişle genetik algoritma ve memetik algoritmanın tanımları yapılmıştır. Problemin optimizasyonunda kullanılan evrimsel algoritmaların ortak parametreleri olan başlangıç popülasyonu oluşturma, birey seçimi, çaprazlama, mutasyon, uygunluk fonksiyonu hesabı, onarım algoritması

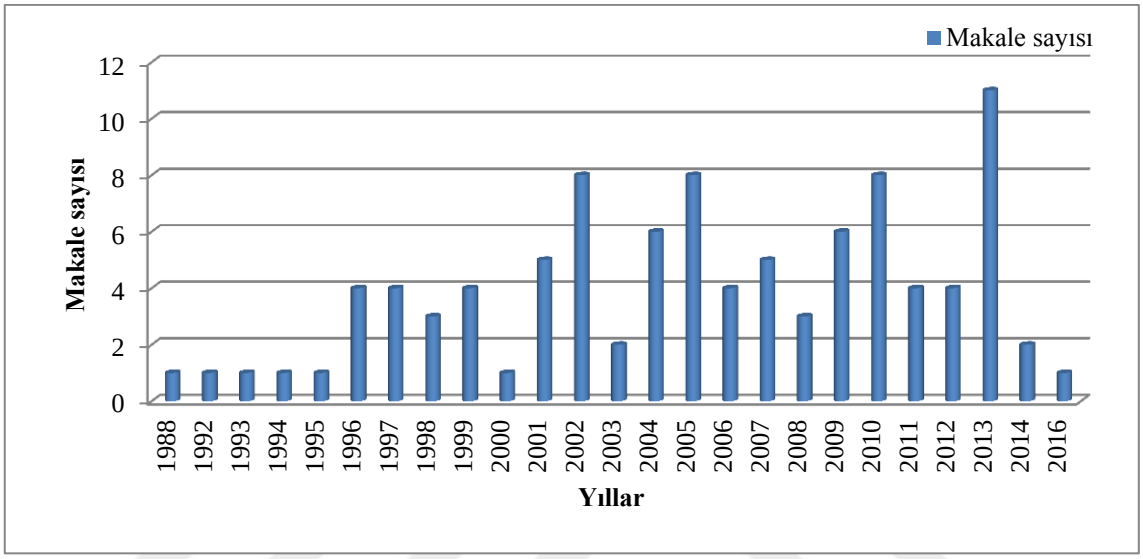
ve popülasyon yenileme adımlarından bahsedilmiştir. Ayrıca konunun daha iyi anlaşılabilmesi için deneysel bir uygulama yapılmıştır.

Altıncı bölümde, ekip eşleme probleminin çözümü için önerilen dinamik tabanlı genetik algoritmanın adımları detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Önerilen çözüm algoritmasının testi için Türkiye'deki bir havayoluna ait gerçek veriler ile bir uygulama sunulmuştur. Bu uygulamaya ait hesaplama sonuçlarından elde edilen analizler ve bulgulara yer verilmiştir.

Yedinci ve son olan bölümde ise sonuç değerlendirilmesi sunulmuş ve ileriye dönük çalışmalar hakkında bilgi ve öneriler verilmiştir.

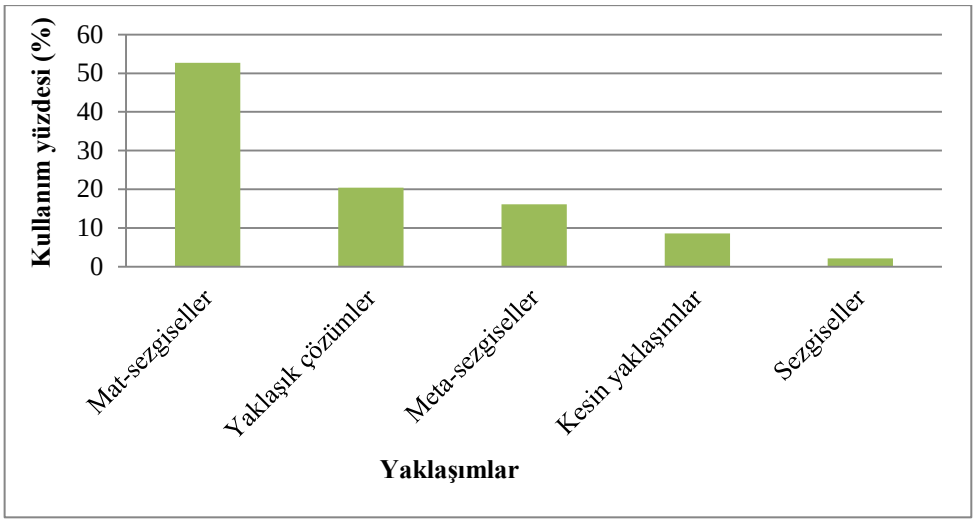
1.1 Literatür Özeti

Bu bölümde, literatürde yapılan çalışmalarla ilgili bulgular paylaşılacaktır. Havayolu ekip çizelgeleme problemi ile ilgili 98 çalışma incelenmiş ve bu çalışmalara ait bir analiz sunulmuştur. İncelenen çalışmaların yıllık bazda makale sayısı Şekil 1.1'de görülmektedir. 2002 ile 2013 yılları arasında havayolu ekip çizelgeleme alanında yapılan makale sayısında bir artış görülmektedir.



Şekil 1. 1 Havayolu ekip çizelgeleme makale sayıları (1988-2016)

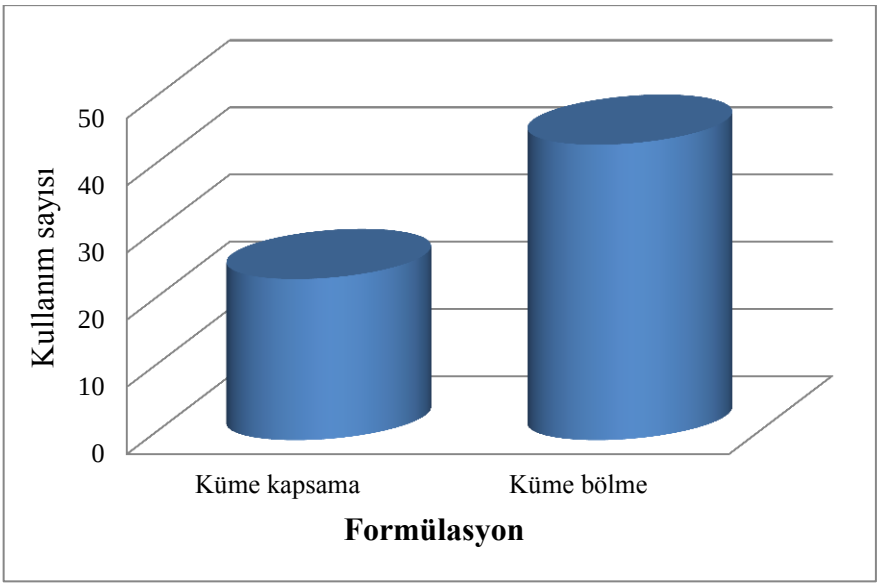
Havayolu ekip çizelgeleme probleminin çözümünde kullanılan yöntemler Şekil 1.2'de gösterilmiştir. Havayolu ekip çizelgeleme problemlerin çoğunda sezgisel ve kesin yaklaşımların ikisini birlikte kullanan mat-sezgisel (matematiksel tabanlı sezgisel yaklaşım) çalışmalar bulunmaktadır. Kesin ve sezgisel yaklaşımların karşılıklı bir arada kullanımına mat-sezgisel denilmektedir. Bu çalışmalarda en çok sütün üretme yaklaşımı ile birlikte sezgisel yöntemler kullanılmaktadır. İkinci olarak yaklaşık çözüm veren yöntemler ve daha sonra meta-sezgisel yöntemlerdir. Meta-sezgisel yöntemlerde ise en çok kullanılan yaklaşım genetik algoritmadır. Şekil 1.2'de %52.7'sini mat-sezgiseller, %20.4'nü yaklaşık çözümler, %16.1'ni meta-sezgiseller, %8.6'sını kesin yaklaşımlar ve %2.2'sinde sezgisel yaklaşımlar kullanılmıştır.



Şekil 1. 2 Havayolu ekip çizelgeleme çözüm yöntemleri kullanım yüzdesi

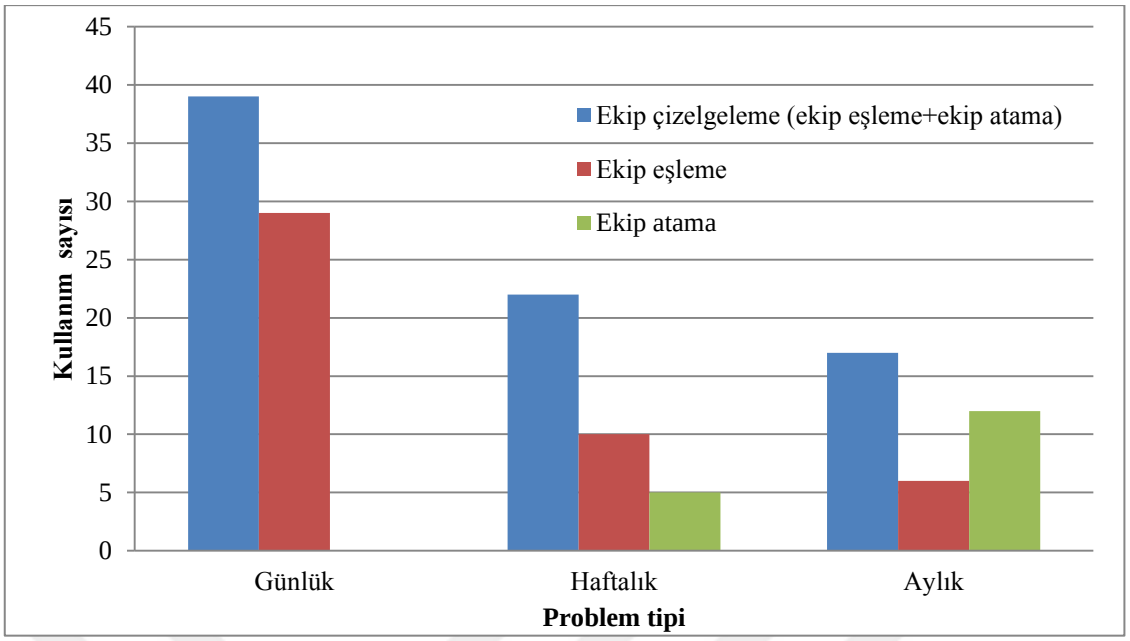
Bu meta-sezgiseller genellikle bir başlangıç çözüm gerektirir ve genelde önceden önerilen sezgisel yaklaşımlar ile bu başlangıç çözümler üretilir. Bunların performansını daha da iyileştirmek için kesin yaklaşımlar ile meta-sezgiseller birleştirilebilir. Kesin yaklaşımlar büyük ölçekli problemlerin çözümünde yetersiz kaldığından dolayı literatürdeki çalışmaların çoğunda kesin yaklaşımlar ve sezgiseller entegre bir şekilde kullanılmakta veya sadece meta-sezgisel yaklaşımlar kullanılmaktadır.

Ekip çizelgeleme problemleri genellikle küme bölme veya küme kapsama problemi olarak modellenmektedir. Şekil 1.3'de görüldüğü üzere incelenen çalışmalardan 44 tanesi küme bölme ve 24 tanesi küme kapsama problemi olarak modellenmiştir. Ama son yıllarda yapılan çalışmalar küme kapsaması modellemesi üzerinedir.



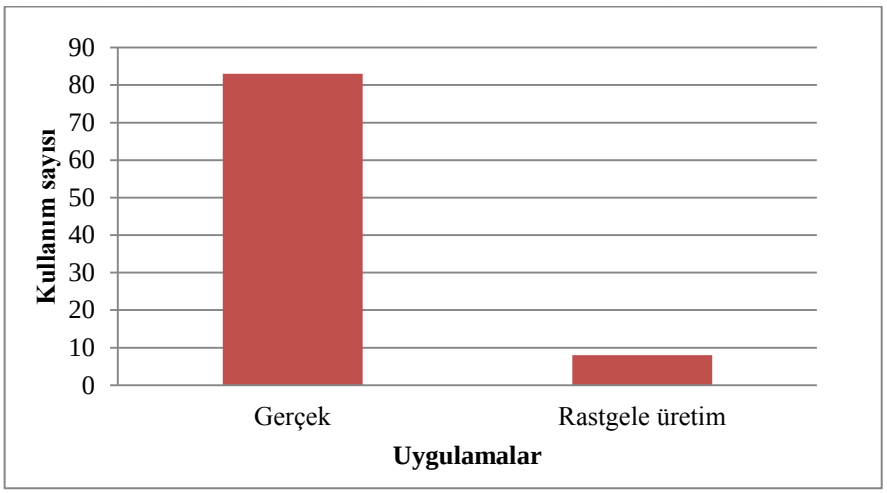
Şekil 1. 3 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde kullanılan modelleme türleri ve kullanım sayıları

Havayolu ekip çizelgeleme problemleri günlük, haftalık veya aylık olarak çözülmektedirler. Şekil 1.4'de havayolu ekip çizelgeleme, ekip eşleme ve ekip atama problemleri için günlük, haftalık ve aylık problemlerin uygulanması gösterilmektedir. Örneğin ekip çizelgeleme problemini (ekip eşleme ve atama ile birlikte entegre uygulayan çalışmalar) günlük olarak çözülmüş çalışmaların sayısı 39, ekip eşleme için 29 çalışma ve ekip atama için günlük çalışma yoktur. Bu grafiğe bakıldığında aylık problem türünü çalışan çalışma çok azdır. Bunun nedeni ise bu problem türünün kompleks ve çözümün zor olmasından dolayıdır. Bu nedenle literatürde en çok çalışılan problem türü, modellenmesi ve çözümü daha kolay olan günlük problem tipidir.



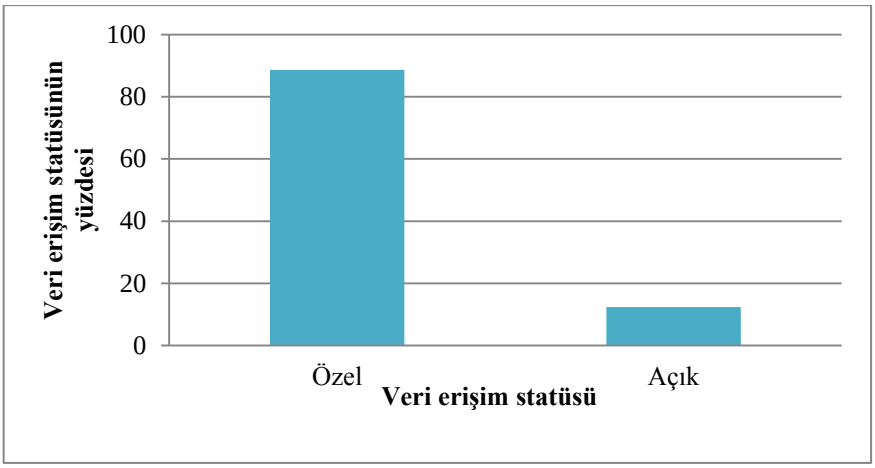
Şekil 1. 4 Havayolu ekip çizelgeleme problem kategorilerinin kullanım sayıları

Şekil 1.5'te ise havayolu ekip çizelgeleme problemlerin çözüm yöntemlerini test etmek için kullanılan veriler hakkında bilgiler paylaşılmıştır. İncelenen çalışmaların %68.3'ünde gerçek hayattan veriler kullanmış, %6.6'sında rastgele üretilen veriler kullanılmış ve %25'inde ise herhangi bir bilgiye erişilememiştir.



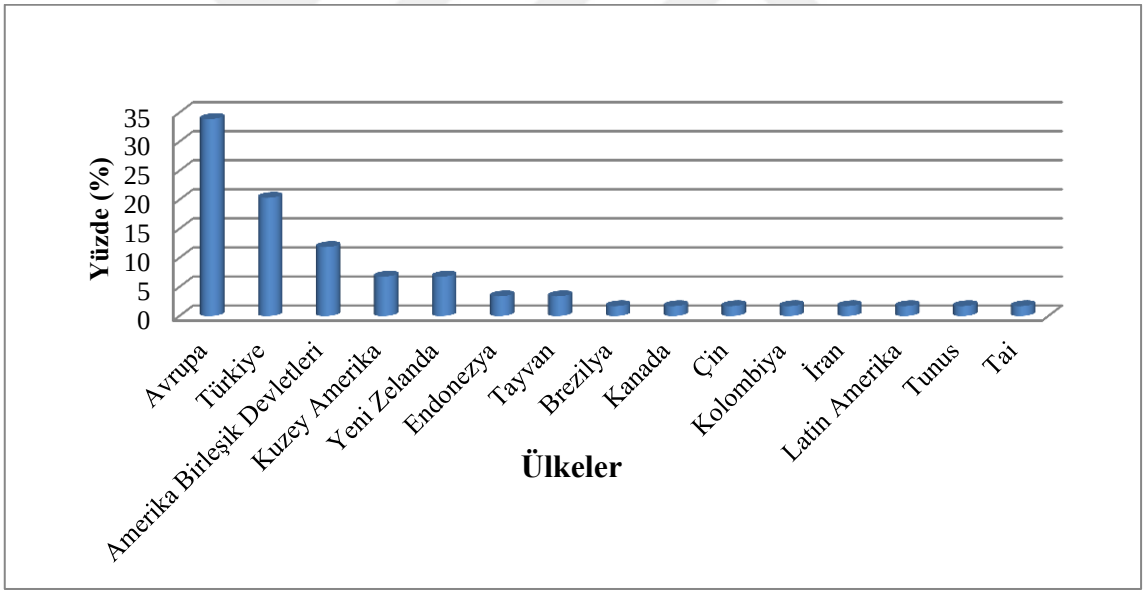
Şekil 1. 5 Havayolu ekip çizelgeleme uygulama çeşitlerinin kullanım sayıları

Literatürde yapılan çalışmaların çoğunda probleme konu olan veriler erişime açık değildir. Şekil 1.6'da gösterildiği gibi çalışmaların %90'nında veri erişimi özel olup ve geri kalan sadece %10'u halka açıktır. Bu şekilden anlaşıldığı üzere havayolu ekip çizelgeleme alanındaki çalışmalarda gerçek dünya kıyaslama eksikliği ön plana çıkmaktadır.



Şekil 1. 6 İncelenen çalışmalarda uçuş verilerinin erişim yüzdesi

İncelenen çalışmaların uçuş verileri hangi ülkelerden elde edildiğine dair (uygulama yapılan ülkeler) yüzdeler Şekil 1.7'de gösterilmiştir. Çalışmaların %33.90'ni Avrupa'daki havayollarında, %20.34'ü Türkiye gibi devam etmektedir. Bu sayının Türkiye'de yüksek olmasının sebebi tez çalışmalarının da incelenmesinden dolayıdır.



Şekil 1. 7 Uçuş verilerinin Ülkelere göre kullanım yüzdesi

1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışmasının amacı, havayolu şirketlerinin en büyük maliyet giderlerinden biri olan ekip eşleme probleminde tüm uçuş bacaklarını kapsayan minimum maliyetli ekip eşlemeleri kümesini üretmektir. Ekip eşleme probleminin çözümünün uygulanabilir olabilmesi için, FAA düzenlemeleri, sendika sözleşme şartları ve havayolların kendi

belirli kurallarına uymak zorundadır. Ekip eşleme problemi genellikle bir çok kısıt altında çözülmesi gereken NP-zor optimizasyon problemidir. Kısıt sayısının artması problemin boyutunu azaltır ama son derece karmaşık bir optimal ekip çizelgelemesi haline de getirebilir.

Büyük boyutlu ve karmaşık bir ekip eşleme problemlerini optimizasyon teknikleri ile çözmek çok fazla zaman gerektirir. Bu yüzden bu tez çalışmasında, havayolu ekip eşleme problemi için hızlı, esnek ve dinamik tabanlı genetik algoritma yaklaşımı önerilmiştir. Algoritmanın temel mantığı, bir dizi küçük alt kümeyi genetik algoritma ile çözerek büyük çaplı bir problemin optimal çözümüne ulaşmaktır.

Bu tezdeki ekip eşleme probleminin amaçları aşağıdaki gibidir;

- Sendika, sivil havacılık otoritesi ve havayolu işletmelerinin kurallarına uygun olarak bütün uçuşları kapsayacak şekilde toplam ekip maliyetini en küçüklemektir.
- Görevli gün sayısının minimum yapılması
- Yatıyı (gece konaklama) minimum yapılması
- Otel ulaşım maliyetinin minimum yapılması
- Pas uçuş sayısının minimum yapılması (Uçuş ekibinin mürettebat olarak değil de yolcu olarak uçuş gerçekleştirmesi)
- Problemde aynı zamanda ekibin uçuşta geçirdiği zamanın en büyük olması ve gün içerisindeki uçuşlar arasındaki bağlantı zamanlarının en küçük olması sağlanmaya çalışılır.

Bu tez çalışmasında önceki çalışmalardan faydalanılarak önerilen evrimsel algoritmaların başlıca farklılıkları şunlardır:

- Önerilen algoritma büyük ölçekli problemlerin çözümü için geliştirilmiştir.
- Önceki yapılan benzer çalışmaların bazılarında üretilen ekip eşleme kümesinin bir kısmı dikkate alınmakta ve geri kalan kısmı çözüm kümesi dışına atılmaktadır. Bu tezde ise üretilen tüm ekip eşlemeleri (ana küme) ve alt kümeleri dikkate alınmaktadır.
- Önerilen algoritmada girdi olarak kullanılan çözüm kümesi ya da kromozom uzunluğu her belli bir iterasyon da durdurma koşulu sağlanana kadar dinamik olarak değişmektedir.

- Evrimsel algoritmalarda kullanılacak ortak parametrelerin belirlenmesi için konfigürasyon deneyleri yapılmıştır. Bunun için temeli istatistiksel deney tasarımına dayanan Taguchi yönteminin Ortognal dizisinden faydalanılmıştır.

Ayrıca genetik algoritmadaki başlangıç popülasyonu oluşturma işleminde bilgiye dayalı bir sezgisel algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma, kromozomlardaki genlere rastgele ekip eşlemelerini atarken kromozomdaki pas uçuş sayısını ve maliyeti dikkate alarak atama yapmıştır. Çözümü daha iyiye götürebilmek için lokal optimizasyon tekniği uygulanmıştır. Bu işlemin sağladığı avantaj ise yeni nesillere aktarılacak genlerin kaliteli olması sağlanmış olur. Literatürdeki bazı çalışmaların kromozom iyileştirme tekniğinden faydalanılarak, kromozomlardaki genleri faklı kombinasyonlarda inceleyen bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma, kromozomun yapısını bozarak maliyeti düşürecek bir alternatif ekip eşlemesinin olup olmadığını araştırır.

Alt kümenin güncellenmesi için alternatif eşleme arama ve kısmi çözüm yaklaşımları bir diğer deyişle güncelleme sezgiselleri geliştirilmiştir. Alternatif eşleme arama yaklaşımı pas uçuş sayısını azaltmaya yararken kısmi çözüm yaklaşımı ise yüksek maliyetli alternatiflerin yerine düşük maliyetli (kaliteli) eşlemeler arar.

1.3 Hipotez

Dünyada havayolu taşımacılığı günden güne büyümekte ve işletmeler bu pazardan faydalanabilmek için filo sayılarını artırmaktadırlar. Havayolu işletmelerin büyüme isteğiyle birlikte ekip planlama problem türlerinden biri olan havayolu ekip eşleme problemin büyüklüğü ve karmaşıklığı gittikçe artmaktadır. Bu yüzden işletmeler bu problemin üstesinden gelebilmek için milyon dolar para harcamaktadırlar.

Bu çalışmada, ekip eşleme probleminin optimizasyonu için literatürde daha önce yapılan çalışmalardan esinlenerek dinamik tabanlı bir genetik algoritma geliştirilmiştir. Önerilen yöntemde, problemin küçük bir alt kümesi seçilir ve bu alt problem sürekli olarak genetik algoritma çözümünden elde edilen bilgiler doğrultusunda kendisini yeniler. Alt kümede çözümü kötüye götüren eşlemeler ile ana kümede çözümü daha iyi götürecek eşlemeler, geliştirilen güncelleme sezgisel algoritmalar yardımıyla sürekli olarak yer değiştirir. Önerilen algoritma Türk Hava Yolları'ndan elde edilen gerçek dünya verileri ile test edilmiştir.

- Havayolu ekip eşleme problemi günlük, haftalık ve aylık veriler ile çözülebilir. Bu tez çalışmasında, problem aylık olarak dikkate alınmıştır.
- Deneylerde kullanılacak test verileri Türk Hava Yolları verisi olup şirketin web sayfasından alınmıştır.
- Ekip eşleme problemi için önerilen dinamik tabanlı genetik algoritma 5 aşamada çözülecektir. İlk aşamada yasal ekip eşlemeleri oluşturulması, ikinci aşamada alt kümelerin oluşturulması, üçüncü aşamada küme kapsama modeli ile optimizasyon işlemi yapılması, dördüncü aşamada alt kümenin güncellenmesi ve son aşamada ise en iyi çözüm kümesinin belirlenmesidir.
- Problemin optimizasyon kısmında evrimsel algoritmalar (genetik algoritma ve varyantları) kullanılacaktır.
- Algoritmalarda kullanılan ortak parametrelerin belirlenmesi için konfigürasyon deneyleri yapılacaktır. Bu işleme ortak parametre testi de denilmektedir.
- Elde edilen sonuçların karşılaştırılması için istatistiki yöntemlerden faydalanılacaktır.
- Önerilen evrimsel algoritmalar örnek test verileri üzerinde belirli bir kez çalıştırılacaktır. Bu algoritmalar arasından hangi algoritma daha iyi sonuç veriyor ise bu algoritma literatürde benzer yöntemlerle çözülmüş diğer algoritmalar ile performansı kıyaslanacaktır.

BÖLÜM 2

LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Havayolları 1950'li yıllardan itibaren uçuş ağı tasarımı, uçak rotalama ve gelir yönetimi gibi birçok operasyonel, taktik ve planlama seviyesindeki problemleri çözmek için yöneylem araştırması tekniklerini kullanmaktadır. Bu tekniklerin kullanıldığı en önemli problemlerden bir tanesi de ekip çizelgelemedir [17, 18]. Bu bölümde havayolu ekip çizelgeleme probleminde kullanılan çözüm ve modelleme yaklaşımlarından bahsedilecektir.

2.1 Çözüm Yaklaşımları

Literatürde havayolu ekip çizelgeleme problemini çözmek için meta-sezgisel (genetik algoritma, tabu arama, karınca kolonisi ve tavlama benzetimi) algoritmalar, sütun üretme yaklaşımı, satır yaklaşımı, doğrusal programlama algoritmaları (sprint ve hacim algoritması), tamsayılı programlama yöntemleri (dal sınır yöntemi vb.), dantzig-wolfe ayrıştırması ve yapay zeka yöntemleri (mantıksal programlama ve kısıt programlama) gibi birçok optimizasyon yaklaşımı önerilmiştir [1].

2.1.1 Meta-Sezgisel Yaklaşımlar

Literatürde havayolu ekip çizelgeleme probleminin çözümü için çeşitli evrimsel algoritmalar kullanılmıştır. Literatürde sıkça kullanılan bu çözüm yöntemleri; genetik algoritma, tabu arama, karınca kolonisi ve tavlama benzetimine dayanan meta-sezgisel tekniklerdir. Meta sezgiseller, problemin çözümünde kullanılan bir ya da daha fazla fonksiyonu iyileştirmeye veya verimli hale getirmeye çalışan evrimsel algoritmalardır.

2.1.1.1 Genetik Algoritma ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar

Havayolu ekip çizelgeleme problemini meta-sezgisel tabanlı genetik algoritma ile çözen çalışmalar Çizelge 2.1'de verilmiştir. Bu çalışmalar genellikle küme kapsama veya küme bölme problemi olarak modellenmiştir. Ekip eşleme problemini genetik algoritma kullanarak çözen çalışmalar sırasıyla şunlardır:

Beasley ve Chu [19] ekip eşleme problemini çözmek için genetik algoritma ile entegre edilmiş yerel arama algoritma tabanlı sezgisel bir yöntem geliştirmiştir. Problemi küme kapsama yaklaşımı olarak modellemişlerdir. Algoritmanın performansı, havayolu endüstrisinden elde edilen 65 adet gerçek hayat problemi üzerinde uygulanmıştır. Bu çalışmanın özellikleri:

1-) Kromozomlar, 0-1 kodlama yapısı ile gösterilmektedir ve kromozomun uzunluğu küme bölme probleminin sütun (ekip eşlemesi) sayısına karşılık gelmektedir. *i.* genin 1 olması, *i.* sütunun çözümde yer alması anlamına gelmektedir.

2-) Temsil edilmiş bir bireyin kromozom uygunluk değeri (fitness) hesabı aşağıdaki formül ile hesaplanmıştır.

$$\sum_{j=1}^{p} c_j x_j \tag{2.1}$$

c_j: *j* eşlemesinin maliyeti

x_j: *j* eşlemesinin optimal çözümde yer alıp almayacağını gösteren 0-1 değişken.

3-) Seçim mekanizması olarak ikili turnuva yöntemi kullanılmıştır.

4-) Çaprazlama operatörü olarak kromozomların uygunluk değerlerinin kullanıldığı fusion çaprazlama yöntemi geliştirilmiştir.

5-) Mutasyon operatörü olarak farklı bir yöntem geliştirmişlerdir. Burada sabit sayıda gen üzerinde değişiklik yapılması yerine algoritma ilerledikçe artan mutasyon oranı kullanmanın daha iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir. Algoritma optimum noktaya yaklaştıkça yakınsama hızı azalmakta ve dolayısıyla bu aşamadan sonra mutasyon operatörünün sağlayacağı arama mekanizması, çaprazlama operatörünün sağladığı ilerlemeden daha önemli hale gelmektedir. Bir kromozomdaki mutasyona uğratılacak gen sayısını (d_m) aşağıdaki formül ile hesaplamışlardır.

$$\textit{Değiştirilecek Gen Sayısı}= d_m = \left[\frac{\mathrm{m_f}}{1+\exp\left(-4\ \mathrm{m_g}\ (t-\mathrm{m_c})/\ \mathrm{m_f}\right)}\right] \tag{2.2}$$

m_f : Değişken mutasyon oranının alacağı maksimum değer.

m_c : Değişken mutasyon oranının değerinin yarısına ulaştığı andaki iterasyon adımı.

t : İterasyon adımı (Baştan itibaren oluşturulan çocuk kromozom sayısı).

M_g : Fonksiyonun t = *mc* deki eğimi.

6-) Popülasyon yenilenmesinde kararlı-durum (steady-state) yaklaşımı uygulanmıştır.

7-) Onarım (repair) işlemi: Çaprazlama ve mutasyon operatörlerinden sonra elde edilen bir çocuk kromozomun uygun (feasible) olma garantisi yoktur. Dolayısıyla bu çalışmada bu tip kromozomların onarılması için aşağıdaki formülü uygulamışlardır. Uygun olmayan bir kromozomu uygun hale getirmek için çözüm kümesi tarafından kapsanamamış uçuşları ve bu uçuşların kapsanabilmesi için çözüm kümesine ilave edilebilecek olan ekip rotasyonlarını belirlemek gerekmektedir. Eksik olan uçuşları kapsamak üzere hangi ekip rotasyonunun çözüm kümesine ekleneceğine aşağıdaki oran ile karar vermişlerdir.

Ekip rotasyonunun maliyeti / İçerdiği kapsanamamış uçuş sayısı

Buna ek olarak, algoritmayı daha efektif yapabilmek için aşırı kapsamaya sebep olan ekip rotasyonlarının çözüm kümesi dışına alındığı bir ***yerel arama algoritması*** uygulamışlardır.

Levine [20] havayolu ekip çizelgeleme problemi için bir melez genetik algoritma geliştirmiş ve geleneksel yaklaşımlar ile karşılaştırmıştır. Bu problem küme bölme yaklaşımı olarak modellenmiştir. Melez algoritma, karalı-durum genetik algoritma ve bir yerel arama sezgiselini birleştiren bir algoritmadan oluşmaktadır. Melez algoritma, havayolu endüstrisinden elde edilen 40 adet gerçek yaşam problemleri üzerinde test edilmiştir. Bu testten elde edilen sonuçlar, dallandır-ve-kes ve dal-ve-sınır algoritmalarından elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Dallandır-ve-kes algoritması, dal-ve-sınır algoritmasına göre melez algoritmadan biraz daha önemli ölçüde başarılı olmuştur. Bu çalışmanın özellikleri:

1-) Bu çalışmada genetik algoritmanın çözümü için kolon temelli gösterim dikkate alınmıştır. Kromozomlar, 0-1 kodlama yapısı ile gösterilmekte ve kromozomun uzunluğu, küme bölme probleminin sütun (ekip eşlemesi) sayısına karşılık gelmektedir. Kromozom üzerindeki “1” değerleri, değerin bulunduğu indeksteki ekip eşlemesinin

(kolon) çözüm kümesi içinde olduğunu, “0” ise olmadığını göstermektedir. Örnek bir gösterim şekli aşağıdaki gibidir. Kromozomlar 0-1 ikili değerlerini alabilen “p” uzunluğunda bir dizi ile temsil edilmişler. Kromozom üzerindeki “1” değerleri, değerin bulunduğu indeksteki ekip eşlemesinin (kolon) çözüm kümesi içinde olduğunu, “0” ise olmadığını göstermektedir.

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6
1	1	1	0	1	0

Şekil 2. 1 Kolon temelli gösterim

2-) Kromozomun uygunluk değerinin hesaplanması için doğrusal ceza fonksiyonu kullanılarak hesaplanmıştır.

$$\sum_{i=1}^{m} \lambda_i \sum_{j=1}^{n} \left| a_{ij} x_j - 1 \right| \tag{2.3}$$

$$x_j = \begin{cases} 1 & Eğer\ eşleme\ j\ seçilmişse, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & Eğer\ uçuş\ i\ eşleme\ j\ tarafından\ kapsanıyorsa, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases}$$

Burada λ_i, *i.* kısıt ihlalini cezalandıran bir skaler ağırlıktır. λ_i için uygun bir değer seçimi gerçekten zordur. İyi bir seçim sadece maliyeti yansıtmamalı aynı zamanda *i.* kısıtı feasible (uygun) yapmalı. λ_i‘nin uygun değerini hesaplayan bir metot olmadığı için deneysel seçimler yapılmıştır.

3) Seçim mekanizması olarak turnuva yöntemi kullanılmıştır. Seçim işlemi, genetik algoritmanın her iterasyonundaki ilk işlemidir. Bu aşamadaki amaç bundan sonraki aşama olan çaprazlama operasyonuna girecek olan kromozomların tespit edilmesidir. Ekstra bir hesaplama gereksinimi olmadığından hızlı çalışmakta ve aynı zamanda performans açısından da bir dezavantaj getirmemektedir. Turnuva yönteminin kullanımı aşağıda adım adım gösterilmiştir.

a) Popülasyondan rastgele iki kromozom seçilir.

b) Bunlardan uygunluk değeri iyi olan seçilir.

c) Popülasyondan tekrar rastgele iki kromozom seçilir.

d) Yine iki kromozomdan uygunluk değeri iyi olan seçilir.

e) 2. ve 4. aşamadaki seçilen kromozomlar bir sonraki aşamada çaprazlama işlemine tabi tutulurlar.

4-) Çaprazlama operatörü olarak iki noktalı çaprazlama operatörü kullanılmıştır.

5-) Mutasyon operatörü için de şöyle bir yöntem gösterilmiştir. “n” dizi uzunluğunu temsil etmekte iken “1/n” olasılıkla bir gene mutasyon uygulanmaktadır.

6-) Popülasyon yenilenmesinde kararlı-durum yaklaşımı uygulanmıştır. İyi olan çocuk kromozomların bir kısmı başlangıç popülasyondaki bireyler ile yer değiştirirken bir kısımda sabit bırakılmıştır. Ancak bu yapı, en iyi çözümleri, özellikle de en iyi uygun çözümleri bulmayı garanti etmediği için, genetik algoritma, ROW (satır odaklı yaklaşım) adı verilen bir yerel arama metodu ile birlikte kullanılarak en iyi ya da en iyiye yakın sonuçlar elde edilmesi sağlanmıştır.

Lokal arama algoritmalarından tepe tırmanma algoritması, genetik algoritmaya entegre edilerek melez bir yöntem önerilmiştir. Tepe tırmanma mantığı ise aşırı kapsamaya sebep olan ekip eşlemelerin çözüm kümesi dışına alındığı bir yerel optimizasyon tekniğidir. Bunun için çözüm kümesi dışına çıkarılsa dahi kromozomun uygunluğunun bozulmadığı ekip eşlemeleri aranmaktadır.

Özdemir ve Mohan [21] havayolu ekip çizelgeleme problemi için uçuş grafik/çizim tabanlı genetik algoritma problemini ele almışlar. Bu çalışmada, düğümler uçuşları ve ayrıtlar ise uçuşlar arasındaki bağlantı kısıtlarını gösterecek şekilde oluşturulan bir şebeke yapısı oluşturulmuştur. Aslında bu çalışmada, probleme özgü çok sayıda kısıtı gösteren bir uçuş şebeke gösterimli genetik algoritma kullanarak çözmüşlerdir. Birçok havayolundan alınan uçuş verilerini kullanarak, uyguladıkları yeni yaklaşımın sonuçların karşılaştırmasını yaparak iyi performans sergilediğini göstermeye çalışmışlardır.

Bu çalışma satır tabanlıdır. Yani kromozomlar uçuş numaraları ile temsil edilmektedir. Problem küme kapsama modeli ile formüle edilmiş ve genetik algoritma ile çözülmüştür. Bu çalışmanın özellikleri:

1-) Kromozomlar, uçuş numaraları ile temsil edilmektedir. Kromozomdaki *i.* gen uçuş çizelgesindeki herhangi bir uçuş ayağının numarasını temsil etmektedir.

3	10	24	42

Şekil 2. 2 Genetik örnek gösterim

2-) Bir dizinin amaç fonksiyonu değeri, o dizinin yani ekip eşlemesinin maliyetine eşittir. Maliyet hesabında ekibin otelde kaldığı maliyet ve ekibe ödenen miktar dikkate alınarak hesaplanmıştır.

3-) Seçim mekanizması olarak ikili turnuva seleksiyon yöntemi kullanılmıştır.

4-) Çaprazlama operatörü olarak tek noktalı (1PX) ve iki noktalı (2PX) çaprazlama operatörlerini kullanmışlardır.

5-) Popülasyon yenilenmesinde kararlı-durum yaklaşımını kullanmışlardır (3 çeşit yeniden üretim operatöründen bahsedilmiştir).

Buna ek olarak, algoritmayı daha efektif yapabilmek için aşırı kapsamaya sebep olan uçuş bacaklarının çözüm kümesi dışına alındığı bir ***yerel arama algoritması*** uygulamışlardır.

Kornilakis ve Stamatopoulos [16] ekip eşleme problemini çözmek için iki aşamalı bir algoritma önermişlerdir. İlk aşamada derinlik arama yaklaşımına göre ekip eşlemeleri oluşturulmuş, ikinci aşamada ise optimale yakın uygun maliyetlerle oluşturulan eşlemelerin bir alt kümesi seçilmiştir. En iyi ekip eşleme kümesinin seçim problemi, küme kapsama modeli ile formüle edilmiş ve genetik algoritma ile çözülmüştür. Önerilen yöntemi Olympic havayollarının gerçek uçuş verilerini kullanarak test etmişlerdir. Bu çalışmanın özellikleri:

1-) Kromozomlar, sütun tabanlı 0-1 kodlama yapısı ile gösterilmektedir.

2-) Temsil edilmiş bir bireyin kromozom uygunluk değeri hesabı aşağıdaki formül ile hesaplanmıştır.

$$\sum_{j=1}^{p} c_j x_j + pasUçuşCeza * pasUçuşSayısı \qquad (2.4)$$

c_j: *j* eşlemesinin maliyeti

x_j: *j* eşlemesinin optimal çözümde yer alıp almayacağını gösteren 0-1 değişken.

3-) Aile seçim mekanizması olarak uygunluk hesabına dayalı yöntem kullanılmıştır.

4-) Çaprazlama operatörü olarak uniform çaprazlama operatörü kullanılmıştır.

5-) Mutasyon operatörü olarak rassal bit flip operatörünü kullanmışlardır. Mutasyona uğratılacak bir gen seçildiğinde p_m olasılığı ile mutasyona uğratılmaktadır. p_m değeri, kromozomun sağlıklı "*1*" değerine sahip olan genlerin sayısı ile kromozomun toplam

uzunluğunun oranı ile hesaplanmıştır. Örneğin kromozom uzunluğu 1000 ve bunların içinden 100 tanesi "*1"* ve diğerleri "*0"* ise bu durumda p_m = 10 / 100 = 0.1 olacaktır.

6-) Onarım işlemi: Bu çalışmada kromozomların onarılması için Beasley ve Chu [19]'nun önerdikleri yaklaşımı kullanmışlardır.

Ekip rotasyonunun maliyeti / İçerdiği kapsanamamış uçuş sayısı

7-) Popülasyon yenilenmesinde kararlı-durum yaklaşımı kullanılmıştır.

Chang [22] dinamik kargo ekip eşleme probleminin çözümü için geliştirilmiş bir genetik algoritma sunmuştur. Algoritmanın testi, Tayvan uluslararası havayolu endüstrisinden elde edilen gerçek hayat problemi üzerinde uygulanmıştır. Sonuçlar göstermiş ki önerilen algoritma başarılı sonuçlar vermiştir. Bu çalışmanın özellikleri:

Problem küme kapsama yaklaşımı olarak modellenmiştir.

1-) Kromozomlar, matris kodlama yapısı ile gösterilmektedir.

2-) Kromozomların uygunluk değeri günlük yevmiye, pas uçuş maliyeti, hotel maliyeti ve uçuş maliyeti ile hesaplanmaktadır.

3-) Seçim mekanizması olarak orantılı seleksiyon ve rulet tekerleği kullanılmıştır.

4-) Sütun tabanlı çaprazlama operatörü algoritmaya entegre edilmiştir.

5-) Mutasyon işlemi içinde çocuklardan rastgele seçilen iki dizinin genleri yer değiştirilmiş.

6-) Popülasyon yenilenmesinde nesilsel yaklaşım kullanılmıştır. Çocuk kromozomlar ile popülasyonun yer değiştirdiği bir yaklaşımdır.

Buna ek olarak, algoritmayı daha efektif yapabilmek için bir ***yerel arama algoritması*** uygulanmıştır.

Kerati vd. [23] havayolu ekip çizelgeleme probleminin çözümü için sezgisel tabanlı genetik algoritma yaklaşımı önermişlerdir. Bu çalışmada optimizasyon problemini iki aşamaya ayırıp ayrı ayrı çözmüşlerdir. Problem için çeşitli maliyet fonksiyonları ile birlikte hızlı sezgisel yaklaşımlar önermişlerdir.

Souai ve Teghem [10] havayolu ekip çizelgeleme (ekip eşleme ve atama) problemini genetik algoritma ile çözmüşler. İlk aşamada uçuş çizelgesindeki uçuşlar ile kısıtlar dikkate alınarak minimum maliyetli ekip eşleme kümesi bulunmuş ve daha sonra eşleme kümesini girdi olarak kullanıp minimum maliyetli ekip ataması yapılmıştır. Bu çalışma ekip atama problemi üzerine odaklanmıştır.

Buna ek olarak, algoritmayı daha efektif yapabilmek için bir ***geliştirilmiş onarım yöntemi*** ve ***yerel arama algoritması*** uygulanmıştır.

Zeren ve Özkol [12] Ekip eşleme probleminin çözümü için genetik algoritma entegreli bazı sezgiseller geliştirmişlerdir. Bu çalışma Beasley ve Chu [19] çalışmasından esinlenilmiştir. Problem küme kapsama yaklaşımı olarak modellenmiştir. Çalışmada yerel arama algoritmasının dışında, diğer çalışmalardan farklı olarak, kromozom uygunluk operatörünü takiben çalıştırılmak üzere bir kromozom iyileştirme operatörü uygulanmıştır. Bu operatörde, öncelikle çözüm kümesi içindeki bir veya daha fazla ekip rotasyonu kümeden çıkartılarak kromozom uygun olmayan (infeasible) hale getirilmiş ve ardından uygunluk operatörüne benzer şekilde, kaldırılan ekip eşlemesi yerine konabilecek maliyeti düşüren bir veya birden fazla alternatif ekip eşlemesi olup olmadığı kromozom üzerinde aranmıştır. Bu çalışmanın özellikleri:

1-) Kromozomlar, sütun tabanlı 0-1 kodlama yapısı ile gösterilmektedir.

2-) Temsil edilmiş bir bireyin kromozom uygunluk değerinin hesabı Eşitlik 2.1'deki formül ile hesaplanmıştır.

3-) Seçim mekanizması olarak ikili turnuva seleksiyon yöntemi kullanılmıştır.

4-) Çaprazlama operatörü olarak Beasley ve Chu [19]'nun geliştirmiş oldukları fusion çaprazlama (kromozomların uygunluk değerlerinin kullanıldığı) yöntemi kullanılmıştır.

5-) Mutasyon operatörü olarak Beasley ve Chu [19]'nun geliştirmiş oldukları yöntem kullanmıştır.

6-) Popülasyon yenilenmesinde elitist yaklaşım kullanılmıştır. Bu yaklaşımda her bir iterasyon sonucunda elde edilen çocuklar ile başlangıç çözümdeki bireyler bir araya getirilerek tüm bireyler uygunluk değerine göre en iyiden en kötüye sıralanır. Daha sonra en iyi bireyler ile en kötü bireylerin yer değiştirdiği bir yaklaşım oluşturulmuş olur.

7-) Onarım işlemi: Uygun olmayan çocuk kromozomları uygun hale getirmek için Beasley ve Chu [19]'nun yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemde eksik olan uçuşları kapsamak üzere hangi ekip eşlemesinin çözüm kümesine ekleneceğine aşağıdaki oran ile karar verilmiştir.

Ekip rotasyonunun maliyeti / İçerdiği kapsanamamış uçuş sayısı

Buna ek olarak, algoritmayı daha efektif yapabilmek için aşırı kapsamaya sebep olan ekip eşlemelerinin çözüm kümesi dışına alındığı bir ***yerel arama algoritması*** ve ***kromozom iyileştirme*** sezgiselleri uygulanmıştır.

Bu çalışmada test amaçlı kullanılan uçuş verisi, THY tarifesinden aylık veri olarak alınmıştır. Aylık uçuş verisindeki uçuş bacak sayısı 714'tür. Ayrıca Beasley ve Chu [19]'nun çalışması ile karşılaştırılmıştır.

Azadeh vd. [14] ekip çizelgeleme problemini çözmek için bir yerel arama sezgiseli ile senkronize olmuş parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) algoritmasını sunmuşlardır. Yakın zamanlardaki çalışmalarda geniş ölçekli ekip çizelgeleme problemleri için genetik algoritma (GA) veya karınca kolonisi optimizasyonu (KKO) kullanılmıştır. Buna ek olarak, problemin çözümü için GA ve KKO'ya dayalı iki melez algoritma daha geliştirilmiştir. Sayısal veriler, önerilen melez parçacık sürüsü optimizasyonu algoritmasının diğer algoritmalara olan etkinliğini ve üstünlüğünü göstermiştir. Bu çalışmada problemin genetik algoritma ile nasıl çözüldüğüne dair hiçbir bilgi verilmemiştir. Çalışma parçacık sürüsü optimizasyonu üzerine odaklanmıştır. Genetik algoritma, önerilen modelin kıyaslanmasında kullanılmıştır.

Çizelge 2. 1 Genetik algoritma ile ekip eşleme ve atama problemini çözen çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/ Ülke	Formülasyon
Beasley ve Chu [19]	x	-	-	Rastgele	-	Özel	-	SC
Levine [20]	x	-	-	Gerçek	-	Özel	-	SP
Özdemir ve Mohan [21]	x	-	Günlük	Gerçek	-	Özel	-	-
Kerati vd. [23]	-	x	-	-	-	Özel	-	-
Kornilakis ve Stamatopoulos [16]	x	-	Aylık	Gerçek	2100	Özel	Olimpik Havayolları	SC
Chang [22]	x	x	Haftalık	Gerçek	yaklaşık 700	Özel	Tayvan	-
Souai ve Teghem [10]	x	x	Günlük	Gerçek	631'e kadar	Özel	-	SP
Zeren ve Özkol [12]	x	-	Aylık	Gerçek	714	Özel	Türk Havayolları	SC
Azadeh vd. [14]	x	-	Günlük	Rastgele	25, 50, 100 ve 150	Özel	-	-

2.1.1.2 Tabu Arama Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar

Tabu arama (TA) algoritması, optimizasyon problemlerinin çözümü için Glover [24] tarafından geliştirilmiş iteratif bir araştırma algoritmasıdır. Bu algoritmanın mantığı ise son çözüme götüren adımın, dairesel hareketler yaratmasını engellemek için bir sonraki adımda tekrarın yasaklanması veya cezalandırılmasıdır [25]. Havayolu ekip çizelgeleme probleminde çok kullanılan bir çözüm tekniği değildir. Literatürde tabu arama algoritmasını kullanan havayolu ekip çizelgeleme çalışmaları şunlardır (Çizelge 2.2):

Caserta [26] ekip çizelgeleme problemini küme kapsama yaklaşımını kullanarak modellemiştir. Çalışmasında, en önemli unsur, herhangi bir primal (birincil) sonucun kalitesini en iyi yansıtan dual (ikincil) uygulanabilir bir vektöre bağlamayı amaçlayan primal'den dual'e bir şema olan yeni bir algoritma sunmuştur. Bu yeni algoritma alt ve üst sınırlar arasındaki mesafeyi dereceli olarak bir biçimde azaltan ve primal dual bir algoritma tasarlamak için tabu arama temelli bir yaklaşımı sunar. Gamache vd. [27] aylık ekip çizelgeleme problemini (ön atama) ele almışlardır. Önerilen yeni metodoloji grafik boyama modeli ve tabu arama algoritması tabanlıdır.

Çizelge 2. 2 Tabu arama algoritması ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/Ülke
Caserta [26]	x	-	-	Gerçek	-	Özel	-
Gamache vd. [27]	x	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Kuzey Amerika Taşıyıcısı

2.1.1.3 Karınca Kolonisi Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar

Karınca kolonisi algoritması, gezgin satıcı problemi (GSP) ve kuadratik atama (QAP) gibi zor optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir. Algoritma gerçek karınca kolonilerinin davranışlarından esinlenmiştir. Bu algoritma, kombinasyonel (kombinasyon hesapları içeren) optimizasyon problemlerinde, optimuma en yakın çözümü üretmek için tasarlanmıştır [28].

Literatürde havayolu ekip çizelgeleme problemini karınca kolonisi ile çözen bir kaç çalışmaya rastlanmıştır (Çizelge 2.3). Deng ve Lin [11] havayolu ekip çizelgeleme

problemini gezgin satıcı problemi olarak formüle etmiş ve daha sonra çözüm için karınca kolonisi optimizasyonunu öne sürmüştür. Karınca kolonisi algoritması çok zor ve klasik optimizasyon problemlerinde ve özellikle de gezgin satıcı problemlerini çözmede başarılı olarak uygulanmıştır. Algoritmanın performansı, gerçek örneklerle ilgili hesaplamalı testler yapılarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar göstermiş ki; karınca koloni optimizasyon temelli algoritma, havayolu ekip çizelgelemesinde kullanılması için potansiyel bir yöntem olabilir. Azadeh vd. [14] ekip çizelgeleme problemini çözmek için bir yerel arama sezgiseli ile senkronize olmuş bir parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) algoritmasını sunmuşlardır. Buna ek olarak, problemin çözümü için genetik algoritma ve karınca kolonisi optimizasyonuna dayalı iki başka melez (hibrid) algoritma daha geliştirilmiştir. Bu algoritmalar rastgele üretilen 20 farklı boyuttaki test problemlerin üzerinde denenmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında parçacık sürü optimizasyonu diğerlerinden daha iyi sonuç vermiştir.

Çizelge 2. 3 Karınca kolonisi optimizasyonu ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/Ülke
Deng ve Lin [11]	x	-	Günlük	Gerçek	-	Özel	-
Azadeh vd. [14]	x	-	Günlük	Rastgele	25, 50, 100 ve 150	Özel	-

2.1.1.4 Tavlama Benzetimi Algoritması ile Ekip Eşleme Problemini Çözen Çalışmalar

Tavlama benzetimi (TB) optimizasyon problemlerinde, global minimumu arama ile termodinamik davranış arasında ilişki kurmaktadır. Bir optimizasyon problemine uygulanan tavlama benzetimi algoritmasının her bir iterasyonunda, iki çözüm (mevcut çözüm ve seçilen yeni çözüm) için oluşturulan amaç fonksiyonu değerleri karşılaştırılmaktadır [29]. Literatür incelendiğinde tavlama benzetimi çeşitli problem türlerinde başarı ile uygulanmıştır. Bunlar; çizelgeleme problemleri, araç rotalama problemleri, atölye problemleri ve yerleşim problemleridir [30]. Bu algoritmada dikkat çeken detay ise literatürde havayolu ekip çizelgeleme probleminde kullanılan tavlama benzetimi algoritması ekip atama probleminde kullanılmıştır. Çizelge 2.4'te bu alanda yapılan çalışmalara ait bulgular verilmiştir. Lucic ve Teodorovic [31] ekip atama problemini çözmek için iki aşamalı bir algoritma önermişlerdir. İlk aşamada bir başlangıç çözüm üretmek için sezgisel bir algoritma kullanılır. İkinci aşamada ise ilk

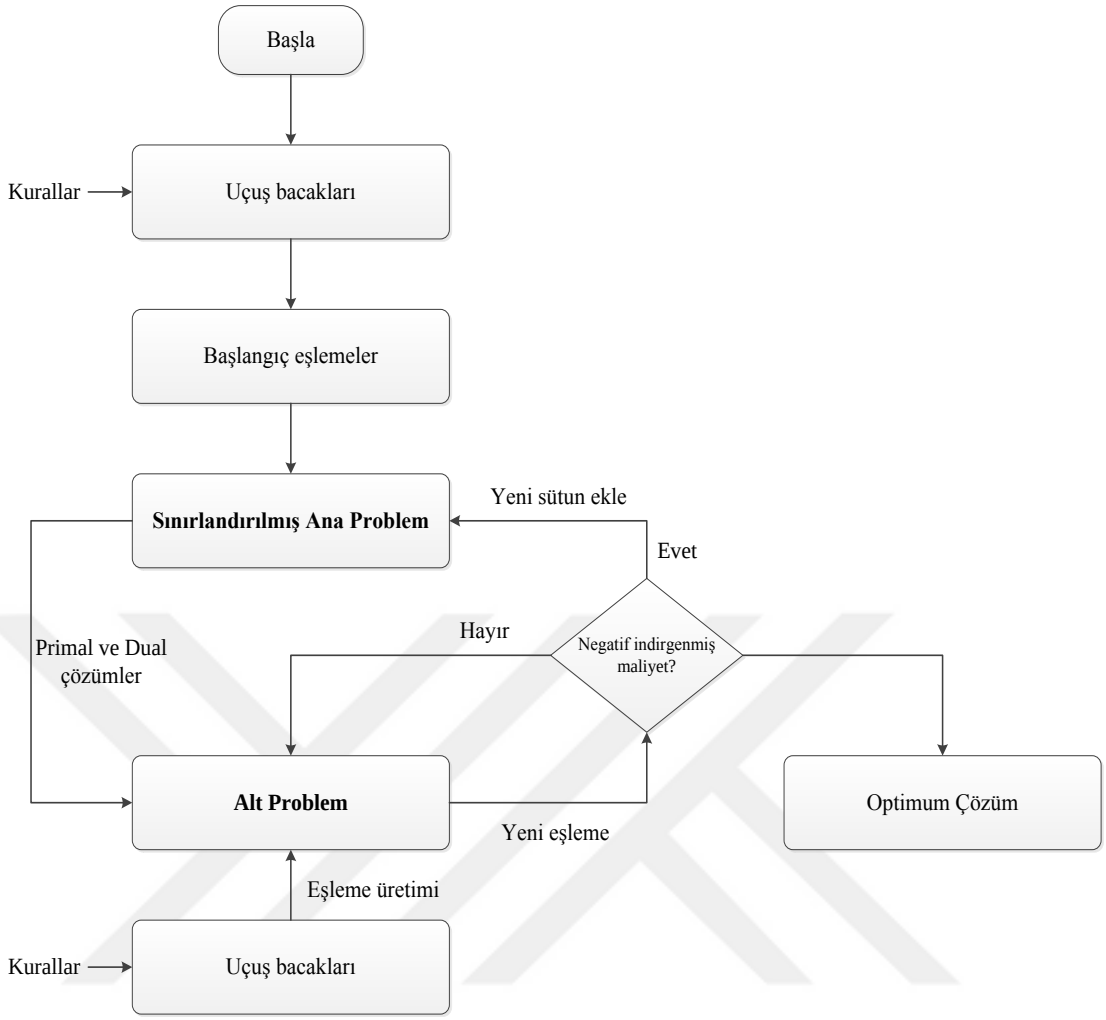
aşamada elde edilen çözümü geliştirmek için çok amaçlı optimizasyon problemleri için ısıl işlem tekniği kullanılır. Hadianti vd. [32] ekip atama problemini çözmek için tavlama benzetim algoritması kullanmışlar ve algoritmayı Garuda Endonezya havayollarının kokpit ekiplerin tüm sınıfları için test etmişlerdir. Bu problemi doğrusal olmayan programlama ile modellemişlerdir.

Çizelge 2. 4 Tavlama benzetimi optimizasyonu ile ekip eşleme problemini çözen çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/ Ülke
Lucic ve Teodorovic [31]	-	x	Aylık	Gerçek ve rastgele	422	Özel	-
Hadianti vd. [32]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Garuda Endonezya

2.1.2 Sütun Üretme Yaklaşımı

Sütun üretme yaklaşımı ekip çizelgeleme problemini çözmek için yaygın kullanılan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım büyük boyutlu doğrusal programları çözmek için etkili bir algoritmadır. Problem büyüdükçe simpleks yöntemindeki sütunların sayısı milyonları bulabilmekte ve bundan dolayı değişkenlerin çoğu simpleks yönteminde temelde olmayacağı ve optimal çözümde sıfır değerini alacağı anlaşılmaktadır. Bu yüzden problemi çözerken değişkenlerin sadece bir alt kümesinin dikkate alınmasının yeterli olduğu düşüncesine dayanmaktadır. Temele girmesi gereken değişkenleri belirlemek için ise indirgenmiş maliyet kullanılmaktadır. Sütun üretme yaklaşımı, problemi ana ve alt problem olmak üzere iki aşamaya ayırmaktadır. Ana problem küme bölme veya küme kapsama problemi olup ekip eşleme kümesi arasından minimum maliyetli eşlemeleri seçer. Alt problem ise ana problem için yeni ekip eşlemeleri (sütunlar) oluşturur. Literatürde bakıldığında alt problem olarak en kısa yol problemi kullanılmaktadır [33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45]. Çizelge 2.5'te sütun üretme yaklaşımını kullanarak havayolu ekip çizelgeleme problemini çözen çalışmalar hakkında bilgiler verilmiştir. Bu çizelgeye bakıldığında ekip çizelgeleme probleminin türü, problem tipi, uygulaması, uçuş verisi, havayolu ve problem formülasyonu hakkında bilgiler mevcuttur.



Şekil 2. 3 Havayolu ekip eşleme problemi için iteratif sütun üretme yaklaşım prosedürü

Şekil 2.3'te havayolu ekip eşleme problemi için sütun üretme yaklaşımının işleyişi gösterilmektedir. Ana problem, tüm uçuşları kapsayan belirli sayıda değişken ile çözülür. Bu problemin çözümünden sonra ana problemdeki her kısıt için bir dual değişken değerleri elde edilir. Bu dual değişkenler alt problemin amaç fonksiyonunda kullanılmak üzere alt probleme gönderilir. Alt problem tekrar çözülür ve eğer alt problemin amaç fonksiyonu değeri negatif ise, negatif indirgenmiş maliyetli bir değişken (sütun) tanımlanır. Bu değişken daha sonra ana probleme eklenir ve ana problem yeniden çözülür. Ana problemi yeniden çözmek yeni bir dual değerler kümesi oluşturur ve süreç hiçbir negatif indirgenmiş maliyetli değişken oluşturulmayana kadar tekrarlanır. Alt problemin çözümü negatif olmayan bir indirgenmiş maliyetle döndüğünde, ana problem de bulunan çözümün optimal olduğu sonucuna varılır [35].

Lavoie vd. [36] büyük ölçekli ekip eşleme probleminin çözümü için sütun üretme yaklaşımını önermişlerdir. Shenoi [46] ekip eşleme problemini küme kapsama problemi

olarak modellemiş ve dal ve sınır ağacındaki her bir düğümü doğrusal programlama kullanarak çözmüştür. Bu problemin çözümünde sezgisel tabanlı sütun üretme yaklaşımı kullanılmıştır. Vance vd. [47] ekip eşleme problemine yakın optimum çözümler bulabilmek için bir metodoloji tanımlamışlardır. Onlar arama ağacındaki her bir düğüm başına özelleştirilmiş dal-sınır tekniği ile dinamik sütun üretme yaklaşımını birlikte kullanmışlardır. Önerilen algoritmalar ana yerel taşıyıcıdan elde edilen verilen üzerinde test edilmiştir. Barnhart vd. [48] çok sayıdaki değişkenlerin sütun üretme yöntemleri ile tamsayı programların çözümlerini tartışmışlardır. Aslında yeni sütunlar oluşturmak için temelde var olmayan değişkenlerin fiyatlandırılması ya da bir düğüm noktasının dal-sınır ağacındaki doğrusal programlama (LP) gevşetmesinin üzerinde çalışmışlar. Gustafsson [49] ekip çizelgeleme problemini küme kapsama olarak modellemiş ve bu modellediği problemi sütun üretme yaklaşımı ile çözmüştür. Ana problemi optimize edebilmek için sezgisel tamsayılı yöntemleri araştırmıştır. Ayrıca simpleks tabanlı bir algoritma ile karşılaştırma testi yapmıştır. Merle vd. [50] büyük ölçekli ekip eşleme problemi için kararlı sütün üretme yaklaşımını önermişlerdir. Cordeau vd. [51] ekip çizelgeleme ve uçak rotalama problemlerini eş zamanlı olarak çözebilmek için Benders ayrıştırma ve sütun üretme yaklaşımını önermişlerdir. Ekip eşleme probleminin bir alt kümesini oluşturan çözüm üretmişlerdir. Tam sayılı çözümleri hesaplamak için bir sezgisel dal-sınır yöntemini kullanmışlardır. Sellmann vd. [52] büyük ölçekli havayolu ekip atama optimizasyon problemi için iki farklı algoritma geliştirmişlerdir. İlk algoritma kısıt tabanlı sütun üretme yaklaşımıdır. İkinci yaklaşım ise sütun üretme tabanlı sezgisel ağaç arama algoritmasıdır. Onlar doğasından gelen içsel zayıflıkları kısıt programlama ve yöneylem araştırması tekniklerini probleme entegre ederek üstesinden gelebilmeyi sunmuşlardır. Yan ve Chang [43] kokpit ekip çizelgeleme problemini küme bölme problem olarak modellemiş ve bu problemi sütun üretme yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Makri ve Klabjan [37] havayolu ekip planlama probleminin doğrusal programlama (DP) gevşetmesi modelinin çözüm zorluğundan dolayı, çok sayıda değişken, karmaşık fizibilite kuralı için sütunlar ve doğrusal olmayan maliyetler üretmişler. Doğrusal olmayan bir fiyatlama stratejisi kullanarak hesaplama denemelerini gerçekleştirmişler ve sütun sıralamayı anlamak için kategorize edilmiş çok sayıda dallanma kuralı kullanan bir sütun üretme programı geliştirmişlerdir. Sandhu ve Klabjan [53] filo atama ve ekip eşleme problemlerinin entegre çözümü için iki aşamalı

bir model önermişlerdir. Aslında modelin çözümü için iki tane çözüm metodolojisi tasarlamışlardır. Bunlardan bir tanesi lagrange gevşetmesi ve sütun üretme yaklaşımı iken diğeri Benders ayrıştırma yöntemidir. Ana havayolu taşıyıcısından elde edilen örnekler ile çeşitli hesaplama deneyleri yapmışlardır. Borndörfer vd. [34] havayolu ekip çizelgeleme problemini çözmek için küme bölme model tabanlı sütun üretme yaklaşımını sunarlar. Ayrıca çalışmalarında yeni bir tamsayı program tabanlı sezgiseli tartışmışlar. Mercier vd. [54] uçak rotalama ve ekip çizelgeleme problemlerinden ekip eşleme problemini bütünleşik olarak çözmeye çalışan Benders ayrıştırma ve sütun üretme yaklaşımını önermişlerdir. Ayrıca çalışmalarında bu problemlerin yakınsama hızına Pareto-optimal üreten etkilerini incelemişledir. Ekip eşleme ana problemini ve uçak rotalama alt problemini sütun üretme yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Tran [55] tezinde ekip eşleme problemin çözümü için dal-sınır tekniğine dayalı kesin sonuçlar veren yaklaşımlar sunmuştur. Dal-ve-kesme yaklaşımı için düzlem kesme ve sezgisel yöntemleri ön işlem teknikleri olarak uygulanmıştır. Bu yaklaşımın içine sofistike parametre kontrol şemaları ile stabilize sütun üretme varyantları uygulanarak standart sütun üretme yaklaşımların zayıflığını gidermişlerdir. Zeybekcan [45] değişik yardımcı problemler kullanılarak sütun üretme yaklaşımını ekip çizelgeleme problemine uygulamıştır. İlk yöntemde, sütun üretme yaklaşımını en yaygın teknik olan en kısa yol problemini yardımcı problem olarak kullanmış ve ikinci yöntemde ise kısıt programlama yaklaşımını yeni ekip eşlemeleri oluşturmak için kullanmıştır. Yao vd. [44] uçak rotalama ve ekip eşleme problemlerin optimum çözümü için küme bölme modeli önermişlerdir. Problemin çözümü için nesne yönelimli programlama ile CPLEX kullanılmıştır. Nissen ve Haase [56] düzensiz olaylar karşısında sütün üretme yaklaşım tabanlı havayolu ekip tekrar çizelgeleme çalışmasını sunmuşlar. Düzensiz olaylar, öngörülemeyen uçak arızası, ekip üyesinin hastalığı, kötü hava koşulları, hava trafik kontrol sınırlamaları veya diğer sebeplerden kaynaklanır. Shebalov ve Klabjan [57] büyük ölçekli tamsayılı problemi çözmek için sütun üretme ve lagrange gevşetmesini entegre bir şekilde kullanmışlardır. Medard ve Sawhney [58] havayolu ekip çizelgeleme (ekip eşleme ve atama) problemini iki aşamada çözmüşler. İlk olarak uçuş bacaklarını eşlemişler ve daha sonra bu uçuş bacaklarına ekip ataması yapmışlardır. İlk aşama için küme bölme yaklaşımından ve ikinci aşama için ise küme kapsama modelinden faydalanmışlar. Ekip eşleme ve atama problemleri için basit bir ağaç arama algoritması,

daha sofistike sütun üretme yaklaşımı ve en kısa yol algoritmasına dayalı temel çözüm tekniklerini kullanmışlardır. Mercier ve Soumis [59] uçak rotalama, ekip çizelgeleme ve uçuş tekrar çizelgeleme problemlerini tam olarak birlikte çözen bir model geliştirmiş ve bu modeli Benders ayrıştırma ve sütün üretme yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Ramírez [40] sütün üretme ve kaynak kısıtlı en kısa yol yaklaşımlarını kullanarak araç rotalama ve ekip çizelgeleme problemini bakım kısıtıyla birlikte dikkate alarak çözmüştür. Çoban [60] ekip eşleme problemi için sütun üretme yaklaşımı ile birlikte iki tane daha çözüm yöntemi önermiştir. Bu çözüm yöntemlerinde ki amaç sütun üretme metoduna başlamadan önce veya kolon türetme metodunu bitirdikten sonra dinamik büyümeye neden olan kısıtları eklemektir. Taş [42] çalışmasında dayanıklı ekip eşleme problemini ele almıştır. Bu çalışmada, ekip eşleme problemi sütun üretme yaklaşımıyla çözülmekte ve bu yöntemin alt problemi ise çok takılı en kısa yol problemi olarak ele alınmaktadır. Dayanıklı ekip eşleme probleminin çözümü için zaten Çoban [60] tarafından önerilmiş iki model olduğunu söylemekte ve çok takılı en kısa yol probleminde ise bu modelin çözümü için bazı değişikler yapılması gerektiğini söylemektedir. Alt problem, yaklaşık ve pekin kuralları kullanılarak çözülmektedir. Hem pekin hem de yaklaşık kuralların aynı iterasyonda kullanıldığı melez yöntemde kullanılmıştır. Önerilen modeller yerel bir havayolu şirketinden alınan veriler üzerinde test edilmiştir. AhmadBeygi vd. [61] tamsayılı programlama yaklaşımı ile ekip eşlemeleri üretir ve bu problemin çözümü için sütun üretme yaklaşımı ile dal-sınır entegrasyonlu bir model sunar. Çankaya ve Arıkan [35] ekip çizelgeleme probleminin çözümünde değişkenlerin dinamik olarak üretildiği bir sütun üretme algoritması kullanmışlardır. Ana problem küme kapsama problemi, alt problem ise en kısa yol problemi olarak formüle edilmiştir. Papadakos [62] filo atama, uçak bakım yönlendirme ve ekip çizelgeleme optimizasyon alt problemlerinden oluşan problemleri sunmuştur. Her bir aşamanın çıktısı bir sonraki aşamanın girdisi olup problem ardışık olarak optimize edilmiştir. Çalışmada havayolu çizelgeleme problemi için çeşitli entegre modeller ilk kez sunulmuş ve problem hızlandırılmış sütun üretme ile Benders ayrıştırma yönteminin birlikte kullanılmasıyla çözülmüştür. Literatürde iyi bilinen yaklaşımların çözümleri ile karşılaştırıldığında, entegre modellerin gerçek veri setleri üzerinde iyi sonuçlar verdiğini ispatlamışlar. Aksoy [33] havayolu ekip eşleme problemini, ücretlendirme alt probleminin karmaşıklığını azaltmak amacıyla melez bir ücretlendirme prosedürü kullanarak, sütun üretme yaklaşımı ile çözmektedir. Ekenbäck

[8] büyük ölçekli ekip eşleme problemi için sezgisel bir sütun üretme yaklaşımı sunmuştur. Muter vd. [38, 39] dayanıklı havayolu ekip eşleme problemi için sütun üretme yaklaşımını sunmuşlar. Problemin çözümü için Türkiye'deki küçük havayolları ile bazı görüşmeler yapmışlar. Bu yaptıkları görüşmeler sonucunda ekstra uçuşların da dikkate alınması gerektiğini düşünerekten kendi modellerine ekstra uçuşları da eklemişlerdir. Çalışmalarında ekip eşleme performansının üzerine odaklanma ve planlanan ekibin yanında her potansiyel ekstra uçuş için önceden tanımlanan kurtarma çözümlerinin dahil olduğu bir model önermişlerdir. Modelin çözümünde satır ve sütun üretme yaklaşımından faydalanılmıştır. Santosa vd. [63] farklı değerlendirme metotları ile havayolu ekip atama problemini çözmüşlerdir. Önerdikleri yöntemi, sütun üretme yaklaşımı ve MOSI (havayolu tarafından kullanılan yöntem) ile kıyaslamışlar ve önerdikleri yöntemin daha iyi sonuçlar elde ettiklerini göstermişler. Deney sonuçlarında küçük ve orta ölçekli veri setleri için iyi sonuçlar elde edilmiş ama yine de büyük veri setleri için de makul sonuçlar elde edilmiştir. Büyük veri setleri için ayrıştırma prosedürü önermişlerdir. Ionescu ve Kliewer [64] çözüm süresinde kazanç sağlayan esnek bir sütün üretme yaklaşımı önermişlerdir. Rasmussen vd. [65] ekip eşleme problemini küme bölme problemi olarak modellemiş ve sütün üretme yaklaşımı ile birlikte dal-fiyat yöntemini kullanarak problemi çözmüşlerdir. Onlar burada küme bölme formülasyonu için yeni bir tamsayı programlama çerçevesi geliştirmişlerdir. Saddoune vd. [66] ekip çizelgeleme problemini iki aşamada çözmüşlerdir. İlk aşamada ekip eşleme problemini ve ikinci aşamada ise ekip atama problemini sütun üretme /dinamik kısıtlama yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Önerilen metodolojiyi gerçek dünya uçuş çizelgesinden üretilen 7 örnek üzerinde test etmişlerdir. Bayer [67] havayolu ekip eşleme problemini inceleyerek, çözüm kalitesini ve hesaplama hızını artıracak sütun üretme yaklaşımını öne sürmüştür. Dück vd. [68] uçak rotalama ve ekip eşleme problemlerini entegre bir şekilde sütun üretme yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Dayanıklı (sağlam) bir model önermeye çalışmışlar ve bunun için stokastik modellerden faydalanmışlardır. Flórez vd. [69] havayolu ekip eşleme optimizasyonu için bir matematiksel programlama yaklaşımı kullanmışlar. Metodoloji üç optimizasyon modelinden oluşur: ilki ikili programlama modeli, ikincisi küme bölme problemine dayalı bir model ve sonuncusu ise küme kapsama modelidir. Son iki model sütün üretme yaklaşımı ile çözülür. Aydemir-Karadağ vd. [13] ekip eşleme problemini çözmek

için rassal üretimli eniyileme algoritması, genetik tabanlı algoritma ve karma sütun üretme yaklaşımı olmak üzere üç farklı yaklaşım geliştirmişlerdir. Yaklaşımların performanslarını iki ayrı problem setinde denemişler. Cacchiani ve Salazar-González [70] havayolu filo atama, uçak rotalama ve ekip eşleme problemlerinde bir matematiksel formülasyon ve sezgisel tabanlı sütun üretme yaklaşımı sunar. Reisi-Nafchi ve Moslehi [41] havayolu kokpit ekip eşleme problemini kaynak kısıtlamalı ve en kısa yol yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Problemi modellemek için küme bölme yaklaşım kullanılmış ve daha sonra sütun üretme yaklaşımını küme bölme modelinin doğrusal programlama gevşemesini çözmek için kullanmışlardır. Bu çalışma, alt problemlerde üretilen sütunların çözümüne odaklanmıştır. Bu amaçla kısıtlı kaynak yaklaşımı ve en kısa yol modeline dayanan iki yeni algoritma geliştirmişlerdir. Saddoune vd. [71] aynı uçuş numarasını tekrarlayan uçuş çizelgesi için ekip eşleme problemini sütun üretme yaklaşımı ile çözmüşlerdir. Geleneksel yöntemler ile 3 aşamada çözülen bu problem için alternatif bir çözüm yaklaşımı önermişlerdir. Zeren ve Özkol [72] ekip eşleme problemini çözebilmek için sezgisel tabanlı sütun üretme yaklaşımı önermişlerdir. Önerilen algoritmayı Türk Havayolları'nda kullanılan hali hazırda program ile kıyaslayarak test etmişlerdir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında önerilen yaklaşımın başarılı sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Çizelge 2. 5 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde sütun üretme yaklaşımını kullanan çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/Ülke	Formülasyon
Lavoie vd. [36]	x	-	2 Haftalık	Gerçek	329'e kadar	Özel	Fransa Havayolları	SC
Shenoi [46]	x	-	-	Gerçek	-	Özel	-	SC/SP
Vance vd. [47]	x	-	Günlük	Gerçek	123 ve 449	Özel	-	SP
Barnhart vd. [48]	x	-	-	-	-	Özel	-	SP
Gustafsson [49]	x	-	Günlük ve Haftalık	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	SC
Merle vd. [50]	x	-	-	Gerçek	986	Özel	-	SP
Cordeau vd. [51]	x	-	Haftalık	Gerçek	3205	Özel	Kanada Havayolları	-
Sellmann vd. [52]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	SC/SP
Yan ve Chang [43]	-	x	Haftalık	Gerçek	-	Özel	Tayvan	SP
Freling vd. [73]	-	x	Haftalık	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	SP
Makri ve Klabjan [37]	x	-	Günlük, Haftalık ve Aylık	Gerçek	353'e kadar	Özel	U.S Havayolları	-
Sandhu ve Klabjan [53]	x	-	Günlük	Gerçek	524'e kadar	Özel	U.S Havayolları	SC/SP
Borndörfer vd. [34]	x	-	Haftalık ve Aylık	Gerçek	4104 ve 2154	Özel	-	SP
Mercier vd. [54]	x	-	Günlük	Gerçek	700'e kadar	Özel	-	-
Tran [55]	x	-	-	-	-	Özel	-	SP
Yao vd. [44]	x	-	Haftalık	-	-	Özel	-	SP
Zeybekcan [45]	x	-	Günlük	Gerçek	38 ve 155	*Açık*	Onur Air ve Türk Havayolları	SC
Nissen ve Haase [56]	-	x	-	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	SP
Shebalov ve Klabjan [57]	x	-	Günlük	Gerçek	80, 123 ve 228	Özel	-	SP
Gamache vd. [27]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Kuzey Amerika Taşıyıcısı	-
Medard ve Sawhney [58]	x	x	-	Gerçek	-	Özel	-	SC/SP
Mercier ve Soumis [59]	x	-	Günlük	Gerçek	500'e kadar	Özel	-	-

Çizelge 2.5 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde sütun üretme yaklaşımını kullanan çalışmalar (devamı)

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/Ülke	Formülasyon
Ramírez [40]	x	x	Günlük	Gerçek	522'e kadar	*Açık*	Latin Amerika	SC
Çoban [60]	x	x	Günlük	Gerçek	42 ve 96	*Açık*	Türkiye	SC
Taş [42]	x	-	Günlük	Gerçek	42, 96 ve 135	*Açık*	Türkiye	SC
AhmadBeygi vd. [61]	x	-	Haftalık	Gerçek	329	Özel	U.S Havayolları	SP
Çankaya ve Arıkan [35]	x	-	Günlük	Gerçek	42	*Açık*	Türkiye	SC
Papadakos [62]	x	-	Günlük ve Haftalık	Gerçek	372 ve 2100 üzerinde	Özel	Avrupa ve Kuzey Amerika Taşıyıcısı	SP
Aksoy [33]	x	-	Günlük	Gerçek	200, 236, 281 ve 300	Özel	Türkiye	SC
Ekenbäck [8]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	-	SP
Muter vd. [38]	x	-	Günlük ve Haftalık	Gerçek	96, 135, 490	Özel	Türkiye	SC
Santosa vd. [63]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Merpati Havayolları	-
Ionescu ve Kliewer [64]	x	-	Günlük	Gerçek	396-427	Özel	Avrupa Havayolları	SP
Rasmussen vd. [65]	x	-	-	Gerçek	-	Özel	Yeni Zelanda Havayolları	SP
Saddoune vd. [66]	x	x	Günlük, Haftalık ve Aylık	Gerçek	1011 ve 7527 arasında	Özel	Kuzey Amerika Taşıyıcısı	SP
Bayer [67]	x	-	Günlük (4 gün)	Gerçek	440	Özel	-	SC
Dück vd. [68]	x	-	-	Rastgele	-	Özel	-	SP
Flórez vd. [69]	x	-	Günlük	Gerçek	152	Özel	Kolombiya	SP
Aydemir-Karadağ vd. [13]	x	-	Günlük	Rastgele	100 ve 200	Özel	-	SC
Cacchiani ve Salazar-González [70]	x	-	Günlük	Gerçek	100-150	Özel	-	-
Muter vd. [39]	x	-	Günlük ve Haftalık	Gerçek	96, 135, 490	Özel	Türkiye	SC
Reisi-Nafchi ve Moslehi [41]	x	-	Günlük	Gerçek	632'e kadar	Özel	İran Havayolları	SP
Saddoune vd. [71]	x	-	Günlük, Haftalık ve Aylık	Gerçek	1011 ve 7527 arasında	Özel	Kuzey Amerika Taşıyıcısı	-
Zeren ve Özkol [72]	x	-	Aylık	Gerçek	15656 ve 17318 arasında	Özel	Türk Havayolları	SC

2.1.3 Satır Yaklaşımı

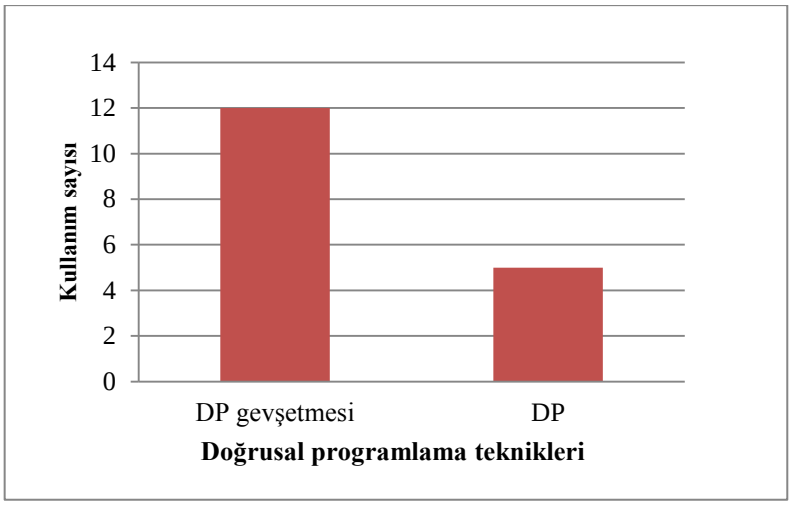
Satır yaklaşımı, ekip eşleme probleminin uygun başlangıç çözümüne yerel optimizasyon teknikleri uygulayan eski yaklaşımlardan biridir. Bu yaklaşımda, mevcut ekip eşleme çözümünden rastgele az sayıda ekip eşlemesi seçilir. Seçilen eşlemeleri kullanarak tüm yasal kısıtları sağlayan bir alt problem oluşturulur. Alt problemin küme bölme modeli için tamsayılı optimal çözümler hesaplanır. Alt problemin çözümü eski alt problemin çözümden kötü olamayacağından dolayı bir sonraki iterasyona devam edilir. Bir diğer deyişle alt problemin optimal sütunları, kendisinden optimal çözümün elde edildiği sütunlar kümesiyle yer değiştirir. Bu işlem belli bir durdurma koşulu sağlana kadar ya da amaç fonksiyonunda artık iyileşmenin olmadığı duruma kadar devam eder. Yerel optimuma takılmaması içinde bazı sezgiseller kullanılabilir [74]. Bu problemi çözmek için daha önceden satır yaklaşımını kullanan bazı büyük havayolları ekip eşleme sistemlerine sahiptir. Örneğin, United Havayolları tarafından kullanılan TPACS (Trip pairing for airline crew scheduling) sistemleri ve American Havayolları tarafından kullanılan TRIP (Trip re-evaluation and improvement program) sistemleridir [1].

2.1.4 Doğrusal Programlama Algoritmaları

Ekip çizelgeleme problemi aslında mixed-integer programlama problem tipidir. Ama bu problemin integer programlama ile çözüm zorluğundan dolayı doğrusal programlama (DP) yöntemi ile çözülebilir. Daha sonra çözümün son adımında tamsayılı hale getirilir. Bir diğer deyişle DP iterasyonlarının en sonunda tamsayı çözüm elde etmek için dal-sınır algoritması kullanılmaktadır.

2.1.4.1 Doğrusal Programlama ve Gevşetmesi

Doğrusal programlama (DP) problemleri, amaç fonksiyonu ve kısıtların doğrusal olduğu bir modeldir. Değişkenlerin tamsayı veya 0-1 olması kısıtı dikkate alınmadan elde edilen DP “tamsayılı programlamanın doğrusal programlama gevşetmesi” (DP gevşetmesi) olarak adlandırılır. DP özellikle, ulaştırma ve atama problemlerinde başarılıdır [75]. Havayolu ekip çizelgeleme çalışmaları incelendiğinde DP ve DP gevşetmesi genellikle problemin çözüm uzayının azaltımında kullanılmaktadır. Şekil 2.4’te literatürde DP ve DP gevşetmesini kullanım sayıları gösterilmiştir.



Şekil 2. 4 Doğrusal programlama kullanım yüzdesi

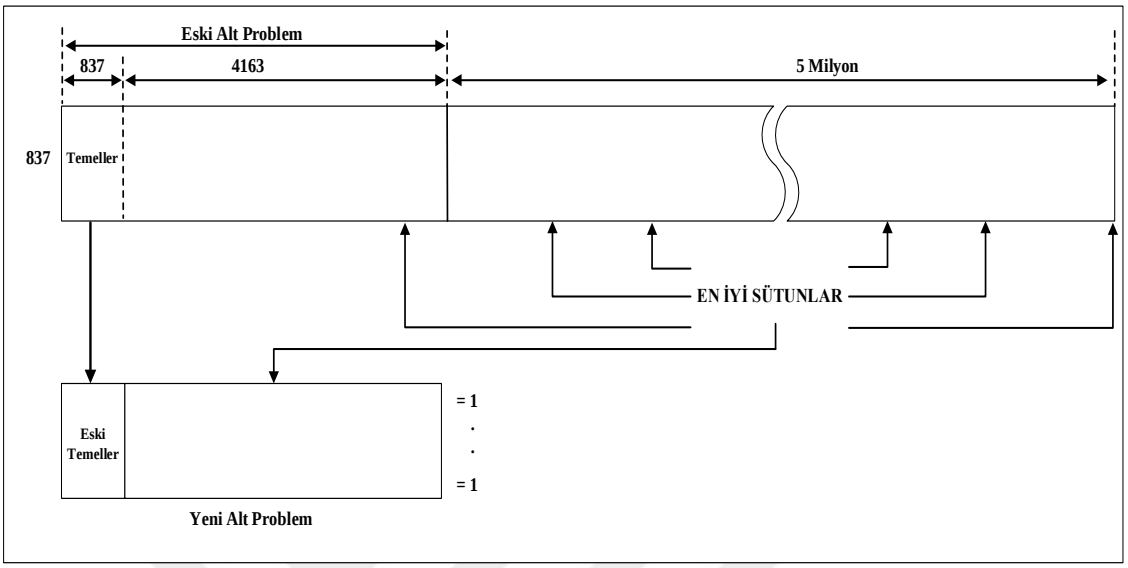
Literatürde havayolu ekip çizelgeleme problemi genellikle doğrusal programlama veya gevşetmesi ile çözülmekte ve daha sonra dal-sınır gibi yöntemler ile tamsayılı hale getirilmektedir [72].

2.1.4.2 SPRINT Yaklaşımı

Büyük ölçekli ekip eşleme problemlerini doğrusal programlama ile çözebilmek için çok fazla zaman gerekmektedir. Forrest [76] bu problemi ele alarak, büyük ölçekli doğrusal programlama problemlerini hızlıca çözmek için SPRINT adlı bir yöntem tanıtmıştır. SPRINT yöntemi, bazı ekip eşleme sistemlerinde büyük ölçekli ekip çizelgeleme problemlerini (doğrusal programla tabanlı) çözmede başarıyla uygulanmıştır. Bu yöntem kullanılarak, yaklaşık 850 uçuş seferi ve 5,5 milyon yasal ekip eşlemeli problemin doğrusal programlama gevşetmesi, geleneksel yöntemlerin bazılarına göre çok daha hızlı çözülmüştür. SPRINT yöntemin çözüm iterasyon sayısı oldukça yüksek olmasına rağmen her bir iterasyon çok hızlı bir şekilde işlem yapılır.

SPRINT yönteminin temel çalışma mantığı, bir dizi küçük doğrusal programı çözerek büyük çaplı bir doğrusal programın optimal çözümünü bulmaktır. Bu yöntemde, problem sütunların küçük bir alt kümesi seçilir ve doğrusal programlama bu alt problem için çözülür. Çözümden elde edilen ikili (dual) değerleri kullanarak orijinal problemin tüm sütunları fiyatlandırılır. Eğer mevcut çözüm orijinal problemin en iyi çözümü değil ise, bu durumda negatif indirgenmiş maliyetli sütunlar vardır. Esas sütunlar korunarak, indirgenmiş maliyeti sıfır yakın olan sütunların küçük bir alt

kümesini ekleyerek tekrardan yeni bir problem oluşturulur. Bu işlem orijinal problemde optimum bir çözüm bulunana kadar devam eder [1]. Şekil 2.5'te SPRINT yaklaşımı gösterilmiştir [77].



Şekil 2. 5 5.5 Milyon'lu sütun problemin SPRINT yaklaşımı ile çözümü

2.1.4.3 Hacim Algoritması

Barahona ve Anbil [78] hacim algoritmasını, "subgradient" algoritmasının bir uzantısı olarak ikil çözümlerin yanı sıra temel (primal) çözümleri de üretmek için geliştirmişlerdir. Subgradient algoritması, büyük ölçekli doğrusal programlar için daha düşük alt sınırları başarıyla ürettiği bilinen bir algoritmadır [79, 80].

Düşük hesaplama maliyetinden dolayı subgradient algoritması çekici gelmektedir. Bu algoritma, en iyi ikil çözümlere hızlı bir şekilde yakınsayan yaklaşımlar üretmede kullanılabilir. Hacim algoritması, büyük ölçekli küme bölme ve kapsama problemlerini çözmede başarılı sonuçlar vermiştir [1].

2.1.5 Tamsayı Programlama Algoritmaları

Ekip çizelgeleme probleminin büyüklüğü, geleneksel tamsayılı programlama (dal-sınır, dal-kesme ve dal-fiyat) yöntemleri kullanarak tüm problem üzerinde bir tamsayılı çözüm araştırmasını imkansız kılmaktadır. Bu yüzden iyi bir tamsayılı uygun çözüm kümesi bulmak genellikle küçük indirgenmiş maliyete sahip küçük sütun alt kümesiyle sınırlıdır. Bu küçük kümede bile tüm dal-sınır ağacını anlamak imkânsız hale

gelebilmektedir. Bu sebepten dolayı birçok sayıda sezgisel tekniğin gelişmesine öncülük etmiştir [74].

Uygun bir dallanma kuralının seçilmesi, ekip çizelgeleme gibi büyük boyutlu tamsayılı programlama problemlerini çözmede hayati önem taşıyabilir. Havayolu ekip çizelgeleme optimizasyonun da başarıyla uygulanmış bazı dallanma teknikleri vardır [1]:

1. *Dallandır ve kes:*

Dallanma ve kesme yöntemleri kesme düzlemi yöntemi ile dal-sınır algoritmaları birleşiminden oluşan kesin algoritmalardır. Tamsayılı programlama problemlerini çözmede optimaliteyi garanti eden oldukça başarılı bir tekniktir.

2. *Dal ve fiyat:*

Bu yöntemin temel fikri dallanma ve kesme yöntemindeki gibi satır ya da kısıt oluşturma yerine fiyatlandırma ya da dinamik sütun oluşturmasıdır. Değişkenleri dinamik olarak oluşturma süreci, mevcut doğrusal programlama gevşetmesinin ikiliği için kesme düzlemi oluşturma olarak da görülebilir. Bu yüzden, doğrusal programlama tabanlı, değişkenlerin ihtiyaç duyulduklarında dinamik olarak üretildiği dal-sınır algoritmaları, dallanma ve fiyatlandırma olarak da bilinir. Dallandırma ve fiyat, dal-sınır tekniğin özel bir uygulaması olup sütun üretme yaklaşımında DP gevşetmesi ile çok sayıda değişkenli problemlerin çözümünde kullanılır [73].

Bu dallanma tekniklerini problemin belirli bir kısmında kullanan çalışmalar şunlardır (Çizelge 2.6):

Çizelge 2. 6 Havayolu ekip çizelgeleme probleminde dallanma tekniklerini kullanan çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/Ülke	Formülasyon
Hoffman ve Padberg [81]	x		-	Gerçek	-	Özel	-	SP
Vance vd. [47]	x		Günlük	Gerçek	123 ve 449	Özel	-	SP
Barnhart vd. [48]	x		-	-	-	Özel	-	SP
Cordeau vd. [51]	x		Haftalık	Gerçek	3205	Özel	Kanada Havayolları	-
Dawid vd. [82]		x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	-
Klabjan vd. [7]	x		Günlük ve Haftalık	Rastgele	-	Özel	-	SP
Cohn ve Barnhart [83]	x		-	-	-	Özel	-	-
Freling vd. [73]		x	Haftalık	Gerçek	-	Özel	Avrupa Bölge Havayolları	SP
Tran [55]	x		-	-	-	Özel	-	SP
Nissen ve Haase [56]		x	-	Gerçek	-	Özel	Avrupa Havayolları	SP
Gamache vd. [27]		x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Kuzey Amerika Taşıyıcısı	-
Potter [84]	x		-	Gerçek	51 ve 385	Özel	-	SC/SP
Ruther [85]	x		-	-	-	Özel	-	SP

Havayolu ekip çizelgeleme problemlerin çözümünün belirli bir kısmında karışık veya tamsayılı programlamayı kullanılan birçok çalışma vardır. Bu çalışmalar; AhmadBeygi vd. [61], Anbil vd. [77], Aydemir-Karadağ vd. [13], Bae [86], Barnhart vd. [48], Beasley ve Cao [87], Cabral vd. [88], Cappanera ve Gallo [89], Chu vd. [90], Gao ve Johnson [91], Hoffman ve Padberg [81], Kharraziha vd. [92], Klabjan vd. [7], Mou ve Zhang [93], Potter [84], Ramírez [40], Rushmeier vd. [94], Salazar-González [95], Schaefer vd. [96], Shenoi [46], Vance vd. [47], Wedelin [97], Weir ve Johnson [98], Zeghal ve Minoux [99], Mou ve Zhang [93].

2.2 Modelleme Yaklaşımları

Literatürde havayolu ekip çizelgeleme problemini modellemek için ise doğrusal programlama modelleme, doğrusal olmayan programlama modelleme, stokastik modelleme, bulanık modelleme, en kısa yol, tamsayılı veya karışık programlama modelleme gibi birçok yöneylem araştırması tekniği vardır.

2.2.1 Doğrusal Programlama Modelleme

Doğrusal programlama modelinde değişkenler sürekli ve tek bir doğrusal amaç fonksiyonuna sahipse ve tüm kısıtlamaları doğrusal eşitlik veya eşitsizliklerden oluşuyorsa, doğrusal program olarak adlandırılır [100]. Literatürdeki havayolu çizelgeleme çalışmaların çoğunun matematiksel fonksiyonları doğrusal olarak modellenmiştir [7, 26, 46, 47, 53, 57, 65, 70, 87, 96, 98, 101].

Ekip çizelgeleme problemi doğrusal programlama problemi olarak modellenebilir. Ama problemin çözümü tamsayılı olması gerektiğinden, doğrusal programlama modeli daha sonra tamsayılı hale getirilir.

2.2.2 Doğrusal Olmayan Programlama Modelleme

Doğrusal olmayan programlama, karar modelinin kısıtlarından en az biri veya amaç fonksiyonunun doğrusal olmadığı durumlar için geliştirilen bir tekniktir. Gerçek hayatta karşılaşılan çoğu problem için geliştirilen karar modellerinin kısıtlarında ve amaç fonksiyonunda doğrusal ilişkileri gözlemek zordur. Desaulniers vd. [102] havayolu ekip eşleme problemini doğrusal olmayan programlama ile modellemişler ve bu modellin

çözümü için dal-ve-sınır tabanlı Dantzig-Wolfe ayrıştırmasından faydalanılmıştır. Ana problem küme bölme modeli ve alt problemin ekip eşlemeleri ise en kısa yol problemi ile üretilmiştir. Hadianti vd. [32] ekip atama problemini doğrusal olmayan tamsayılı programlama ile modellemişlerdir. Bu modeli test etmek için meta-sezgisel yöntemlerden tavlama benzetim tekniğini kullanarak Garuda Endonezya havayollarına ait veriler ile test etmişlerdir. Çizelge 2.7'de doğrusal olmayan tamsayılı programlama modelini kullanan çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir.

Çizelge 2. 7 Doğrusal olmayan programlama modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/ Ülke
Desaulniers vd. [102]	x	-	Haftalık	Gerçek	154 ve yaklaşık 1200 arasında	Özel	Fransa Havayolları
Hadianti vd. [32]	-	x	Aylık	Gerçek	-	Özel	Garuda Endonezya

2.2.3 Tamsayılı veya Karışık Programlama Modelleme

Tüm karar değişkenlerin tamsayı olduğu bir programlama problemini tamamen tamsayılı programlama problemi veya değişkenlerin bazıları tamsayı, bazıları kesirli ise karma tamsayılı programlama problemi olarak adlandırılır. Bu bölüme ait açıklamalar daha önceki Bölüm 2.1.5'te verilmiştir.

2.2.4 Stokastik Modelleme

Geleneksel havayolu ekip çizelgeleme problemleri deterministik olup herhangi bir potansiyel aksamalar içermemektedir. Ama havayolu şirketleri sık sık düzensiz olaylar ile başa çıkmak zorundadır. Örneğin; hava muhalefeti, havayolu taşıyıcısı gecikmeleri, geç kalkan veya varan uçaklar. Stokastik modeller böyle rastgele faktörleri hesaba almaktadır. Literatürde havayolu ekip çizelgeleme probleminin stokastik modelleyen bazı çalışmalar şunlardır (Çizelge 2.8): Rosenberger vd. [103] bir havayolunun günlük operasyonları için stokastik model sunmuşlardır. Birincil amaçları rastgele bir ortamda kurtarma politikaların yanı sıra ekip çizelgelemesini planlamışlar. Onlar stokastik model yapısı ile aksama sebeplerini, iyileştirme politikalarını ve performans ölçütlerini açıklar. Schaefer vd. [96] ekip çizelgeleme çalışmaları için belirsizlik altında daha iyi bir çözüm

yöntemi ararlar. Yen ve Birge [104] havayolu ekip çizelgeleme problemi için stokastik tamsayılı programlama modeli sunmuşlardır. Ayrıca pahalı uçuş bağlantılarını tanımlak ve alternatif çözümler bulmak için dallanma algoritması geliştirmişler. Milyon dolarlık havayolu ekip çizelgeleme problemleri geleneksel yöntemler ile modellenmiş ve açıkçası bu model potansiyel aksamalar hakkında bilgi içermemektedir. Bu yüzden deterministik model yerine stokastik ekip çizelgeleme modeli düşünülmüştür. Ionescu ve Kliewer [64] ekiplerin bir biri ile yer değiştirmesine fırsat veren stokastik optimizasyon modeli sunmuşlardır. Havayolu taşımacılık sektörü sık sık düzensiz olaylar ile karşılaşmakta ve bunlar kötü hava durumu, teknik aksaklıklar, uçak arızaları veya gecikmeleri olabilmektedir. Bu yüzden işletmeler dayanıklı ekip çizelgeleme modeli kurmak isterler. Mou ve Zhang [93] *stokastik* ortamda ekip eşleme problem için çok amaçlı tam sayılı programlama modeli ve *stokastik* çevre tabanlı algoritma önermişlerdir. Geleneksel havayolu ekip çizelgeleme modelleri deterministik olup, hava durumu ve hava trafik kontrolü vb. nedeniyle ortaya çıkan olası rötarları (aksamaları ve gecikmeleri) içermez. Bu çalışma hava durumu, hava trafik kontrolü, yolcu talebi ve rastgele faktörlerin vb. etkilerini dikkate alarak, ekip maliyetini en aza indirmek ve yolcu memnuniyetini maksimize etmek için bir stokastik şans kısıtlı programlama modeli önermişlerdir. Modeli çözmek için Monte Carlo yöntemi, Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı ve Genetik Algoritma 'ya dayanan melez akıllı bir algoritma geliştirmişlerdir. Stokastik şans kısıtlı programla modelinin ve melez akıllı algoritmanın etkinliğini göstermek için küçük bir örnek yapılmış (2 günlük 12 uçuş bacağına uygulanmış) ve araştırma sonuçları verilmiştir.

Çizelge 2. 8 Stokastik modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar

Yazar	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu/ Ülke	Formülasyon
Rosenberger vd. [103]	-	x	Günlük	Gerçek	-	*Açık*		-
Schaefer vd. [96]	x	-	Günlük	Gerçek	119, 149 ve 342	Özel	-	SP
Yen ve Birge [104]	x	-	Günlük	Gerçek	61, 66 ve 79	Özel	Yeni Zelanda Havayolları	SP
Ionescu ve Kliewer [64]	x	x	Günlük	Gerçek	396-427	Özel	Avrupa Havayolları	SP
Dück vd. [68]	x	-	-	Rastgele	-	Özel	-	SP
Mou ve Zhang [93]	x	-	Günlük	Rastgele	12	Özel	-	SP

2.2.5 Bulanık Modelleme

Günümüzde birçok alanda uygulanan bulanık mantık, belirsizlik içeren problemler ve yargıları çözmede kullanılmaktadır. Bu belirsizlikleri sayısal değerler ile ifade etmek mümkün olamayabilir. Sayısal değerler yerine dilsel değişkenler kullanılabilir. Ekip çizelgeleme problemlerinde ise çok fazla kullanılan bir yaklaşım değildir. Nedeni ise belirsizliklerin daha çok stokastik yaklaşım ile ifade edilmesidir. Literatürde havayolu ekip çizelgeleme ile ilgili bir tane çalışmaya rastlanılmış olup o da ekip atama ile ilgilidir (Çizelge 2.9). Teodorovic ve Lucic [105] bulanık küme yaklaşımlı havayolu ekip tama problemini çalışmışlardır. Bu problemi çözebilmek için "günden güne" değişen sezgisel yöntem geliştirmişlerdir. Geliştirilen yöntem küçük ve orta ölçekli havayolu verileri üzerinde test edilmiştir

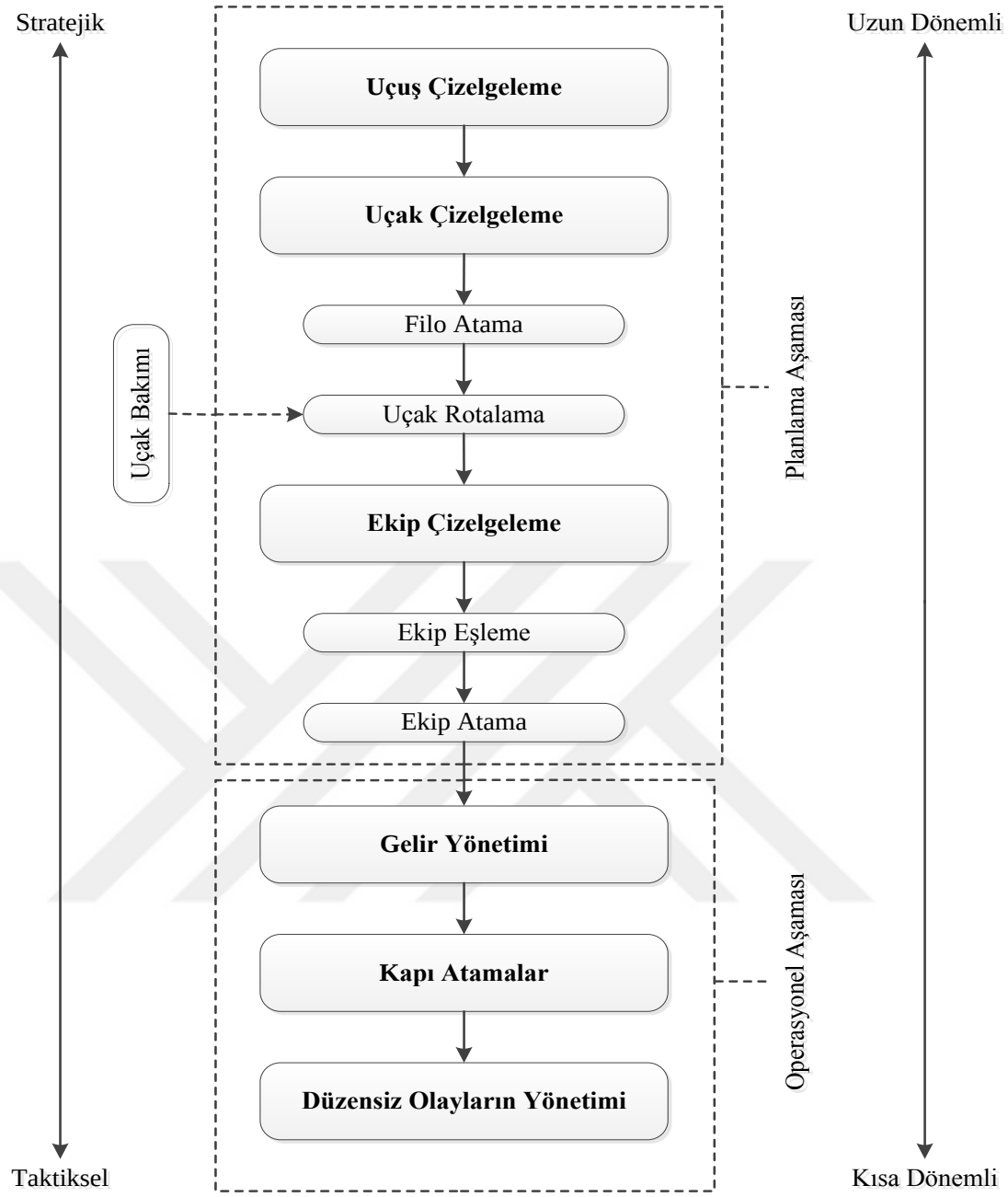
Çizelge 2. 9 Bulanık küme modelli havayolu ekip çizelgeleme problemini kullanan çalışmalar

Yazar (Yıl)	Ekip Eşleme	Ekip Atama	Problem Türü	Uygulama	Uçuş Verisi	Veri Erişimi	Havayolu /Ülke
Teodorovic ve Lucic [105]	-	x	Aylık	Gerçek	422	Özel	-

BÖLÜM 3

HAVAYOLU PLANLAMA PROBLEMLERİ

Havayolu temel problemleri, planlama ve operasyonel olarak iki aşamaya ayrılabilmektedir. Her problemin kendine has özellikleri ve amaçları vardır. Havayolları, bir uçuş seferini gerçekleştirmeden önce vermesi gereken kararlar vardır. Örneğin, uçuşların nereden nereye, hangi filo ve hangi ekiple veya hangi görevliler ile gerçekleştireceği, havayollarının planlama aşamasında vermesi gereken kararlardır. Planlama aşaması, çok karmaşık ve çözümü uzun zaman aldığından bu problem literatürde üçe ayrılmıştır. Havayolu planlama aşamaları; uçuş çizelgeleme, uçak çizelgeleme ve ekip çizelgeleme olarak üçe ayrılmaktadır. Uçak ve ekip çizelgeleme ise kendi içlerinde iki alt probleme ayrılmıştır. Uçak çizelgeleme problemi, filo atama ve uçak rotalama olarak ayrı ayrı ele alınmaktadır. Ekip çizelgeleme ise ekip eşleme ve ekip atama problemi olarak dikkate alınmaktadır. Operasyonel aşamalar ise gelir yönetimi, kapı atama problemi ve düzensiz olayların yönetimidir. Havayolu planlama ve operasyonel süreci Şekil 3.1'deki gibi özetlenebilir [5]. Bu şekilde bir aşamanın çıktısı diğer aşamanın girdisini oluşturmaktadır. Bu tezde ekip eşleme problemi dikkate alınmıştır.



Şekil 3. 1 Havayolu işletmelerinde planlama ve operasyonel süreçler

3.1 Uçuş Çizelgeleme

Uçuş çizelgeleme, havayolu işletmelerinin planlama ve operasyon işlemlerinin başlangıç noktasıdır. Havayolları, piyasa talebi ve elde bulunan kaynakları dikkate alarak, hangi uçuş noktalarına ve bu noktalara hangi sıklıkla uçuş hizmetlerini ve zamanlarını belirler [74, 106]. Uçuş çizelgesi, her uçuş bacağının uçuş numarasını, uçuş noktalarını, kalkış-varış saatini ve uçuş sıklığı bilgilerini içerir. Çizelge 3.1'de bir havayolunun örnek uçuş çizelgelemesi gösterilmiştir. Çizelgedeki TK99 numaralı uçuşu

gerçekleştirecek uçak, saat 07:00'da İstanbul Atatürk Havalimanı'ndan kalkış yapıp, 08:00'da Adana Havalimanı'nda uçuşu sonlanacaktır. Bu TK99 numaralı uçuş, haftanın 7 günü Adana'ya uçuş gerçekleştirmektedir. Program genellikle 9-12 ay önce hazırlanmaya başlanıp, 3 veya 6 aylık periyotlar için hazırlanır [107].

Çizelge 3. 1 Örnek bir uçuş çizelgeleme

Uçuş Numarası	Hatlar	Kalkış Yeri	Kalkış saati	Varış yeri	Varış saati	Uçuş süresi	Hangi günler
TK99	İstanbul-Adana	IST	07:00:00	ADA	08:00:00	60 dk	1234567
TK100	Ankara- İstanbul	ESB	09:00:00	IST	09:45:00	45 dk	1234567
TK101	Ankara-İzmir	ESB	12:15:00	ADB	13:35:00	80 dk	1234567
TK102	İstanbul-Milan	IST	12:00:00	MXP	15:00:00	180 dk	1357
TK103	İstanbul -İzmir	IST	20:00:00	ADB	21:05:00	65 dk	1234567
TK104	İstanbul -Antalya	IST	21:10:00	AYT	22:10:00	60 dk	1234567
TK105	İzmir- İstanbul	ADB	15:00:00	IST	16:05:00	65 dk	1234567
TK106	Milan- İstanbul	MXP	16:00:00	IST	18:45:00	165 dk	1357
TK107	Antalya- İstanbul	AYT	22:55:00	IST	00:00:00	65 dk	1234567
TK108	Adana-Ankara	ADA	10:00:00	ESB	11:05:00	65 dk	134567

Uçuş çizelgelemesi, havayolu işletmelerinin rekabet gücünü ve konumunu önemli bir derecede etkilemektedir. Sektördeki talepler, rakip firmalar tarafından sunulan program ve pazar tahminleri gibi faktörler dikkate alınarak uçuş çizelgesi oluşturulur. Örneğin, iki tane A ve B havayolu firmaların İstanbul'dan Londra'ya uçuş tarifeleri bulunsun. A havayolu firmasının Londra'ya uçuşu sabah saat 07:00'de iken B havayolu firmasının öğle 12:00'de olduğunu varsayalım. Londra'ya gidecek müşteriler genellikle iş amaçlı gittiklerinden sabah uçuşunu gerçekleştiren havayolu önemli bir avantaj sağlamış olur.

3.2 Uçak Çizelgeleme

Havayolu işletmeleri, uçuş çizelgelemeyi tamamladıktan sonra uçak çizelgeleme problemini çözer. Uçak çizelgeleme, filo atama ve uçak rotalama problemleri olarak iki kısımda incelenir.

3.2.1 Filo Atama

Filo atama, uçuş çizelgesindeki uçuş bacaklarına en küçük maliyetli uçağın atanmasıdır. Bir uçuş bacağından elde edilen kâr o uçuş tarifesine olan talep ve uçuş bacağına atanan uçağın büyüklüğüne bağlıdır. Filo atama problemin amacı, her filodaki sınırlı sayıda uçağın, uçuş çizelgesindeki tüm uçuş bacakların uçulmasının sağlanması ve her bir uçuştan elde edilen kârın, maksimum yapılmasını sağlamaktır. Ancak uyulması gereken başka kısıtlarda mevcuttur. Uçuş bacaklarına filo ataması, uçuştan birkaç ay öncesinde başlar [1, 5, 107]. Filolar yolcu kapasitesi, azami uçuş yüksekliği, azami kalkış ağırlığı ve yakıt tüketimi bakımından birbirine benzerlik gösterir. Diğer bir deyişle *filo*, kapasitesi ve operasyonel özellikleri aynı olan uçuş kümesine verilen isimdir. Çizelge 3.2'de THY'nin 2016 yılı Ekim ayına ait filo çeşitleri ve özellikleri gösterilmiştir [108].

Çizelge 3. 2 Filo özellikleri

Filo Çeşitleri	Uçak Adedi	Yolcu Kapasitesi	Azami Yatay Uçuş Yüksekliği	Azami Kalkış Ağırlığı
A340-300	4	270	12.500 m / 41.100 ft	257.000 kg
A330-300	30	289	12.500 m / 41.100 ft	233.000 kg
A330-200	20	250/281/286	12.500 m / 41.100 ft	233.000 kg
A321-200	66	178/180/194/210	12.100 m/ 39.800 ft	89.00 kg
A320-200	29	150/159/162/167/180	12.100 m/ 39.800 ft	73.500 / 77.000 kg
A319-132/100	14	132/144	12.100 m/ 39.800 ft	70.000 kg
B777-300 ER	33	337/349	13.140 m / 43.100 ft	351.534 kg
B777-800	111	151/155/165/189	12.500 m / 41.100 ft	79.015/70.987/76.883 kg
B777-700	1	124/149	12.500 m / 41.100 ft	61.998/79.015/70.987/76.883 kg
B737-900 ER	15	151-169	12496 m	85.13 kg
A310 CARGO	3	-	12.500 m/41.100 ft	157.000/153.000 kg
A330-200F CARGO	7	-	12.500 m/41.100 ft	233.000 kg

Bir havayolu işletmesinin temel ürünü, uçak içindeki koltuklardır. İşletmelerin daha yüksek kapasiteli uçağa sahip olması daha yüksek işletme maliyetine sebep olmaktadır. Aynı zamanda uçak koltukları bozulabilir üründür. Yani uçak havalimanından ayrılmadan önce satılamamış koltuklar, çöpe giden ürün olarak kabul edilmektedir. Bu yüzden iyi bir planlama ile uçuş bacaklarına, hangi tip filonun uçacağına karar verilmesi gerekir. Bir uçuş bacağına, koltuk kapasitesi az olan bir uçağın atanması, yetersiz kapasite nedeniyle müşterilerin istenilmeden reddedilmesine sebep olmaktadır. Bu yüzden işletmeler gelir kaybına uğramaktadır. Buna karşın, yolcu talebinden fazla

koltuk kapasiteli bir uçağın atanması durumunda ise koltukların hepsinin kullanılmayacağından dolayı işletmelere ek bir maliyet getirir. Bu yüzden filo atama problemi, havayolu planlama aşamasında önemli bir role sahiptir. Filo ataması, uçak rotalama ve bakım planlaması, ekip çizelgeleme problemlerini de etkilemektedir. Çizelge 3.3'de uçuş bacaklarına örnek bir filo ataması yapılmıştır [107].

Çizelge 3. 3 Örnek bir filo ataması

Uçuş Numarası	Kalkış Yeri	Kalkış saati	Varış yeri	Varış saati	Uçuş süresi	Hangi günler	Filo
TK99	IST	07:00:00	ADA	08:00:00	60 dk	1234567	A340-300
TK100	ESB	09:00:00	IST	09:45:00	45 dk	1234567	B777-800
TK101	ADB	23:05:00	ESB	00:15:00	70 dk	1234567	A330-300
TK102	IST	12:00:00	MXP	15:00:00	180 dk	1357	B777-700
TK103	IST	20:00:00	ADB	21:05:00	65 dk	1234567	A330-200
TK104	IST	21:10:00	AYT	22:10:00	60 dk	1234567	A340-300
TK105	ADB	22:30:00	IST	23:40:00	70 dk	1234567	A330-200
TK106	MXP	16:00:00	IST	18:45:00	165 dk	1357	B777-700
TK107	AYT	22:55:00	IST	00:00:00	65 dk	1234567	A340-300
TK108	IST	20:20:00	GZT	21:55:00	95 dk	134567	A321-200

3.2.2 Uçak Rotalama

Filo atama probleminde, uçuş bacaklarına hangi tip filonun atanmasına karar verilirken uçak rotalama probleminde ise, bu filo içindeki her bir uçağın ardışık olarak gerçekleştireceği uçuşlar belirlenir. Bu problem her bir filo tipi için ayrı ayrı çözülür. Aynı zamanda bu problemde, uçakların periyodik olarak bakim gereksinimi de vardır. Federal Havacılık Yönetimi (FAA), ülkelerin ulusal sivil havacılık kuralları ve uçak üreticileri tarafından zorunlu tutulan farklı A, B, C ve D seviyelerindeki kontrollerin uygulanmasıdır. Bu kontroller, kapsamlarına, sürelerine ve sıklıklarına göre değişmektedir. Bu kontrollerin sıklığı, uçağın kalkış-iniş sayısı ve uçuş saati toplamını dikkate alarak aylık, üç aylık ve yıllık gibi farklı periyodlardan geçirilir. Aynı zamanda bu kontroller, yeterli bakım-onarım teçhizatı bulunan havalimanlarında gerçekleştirilir [5, 107].

3.3 Ekip Çizelgeleme

Ekip çizelgeleme problemi, havayolu planlama aşamasının en zor problemlerinden biridir. Bu yüzden bu problem birbirini takip eden, ekip eşleme ve ekip atama olarak iki

kısma ayrılmıştır. Ekip eşlemede, uçuş çizelgesinde yer alan her uçuşun hangi kokpit/kabin ekibi tarafından uçulacağı belirlenir. Bu aşamada ekibin hangi gerçek kişilerden oluşacağı gözönünde bulundurulmaz. Ekip çizelgelemenin ikinci kısmı olan ekip atamada ise her ekibin kimlerden oluşacağına karar verilir [17].

Havayolu işletmeleri, ekip çizelgeleme problemlerini çözebilmek için, milyonlarca para harcayarak yazılım satın almakta veya kiralamaktadırlar. Ekip maliyeti yakıt maliyetinden sonra gelen en büyük gider kalemini oluşturması ve yakıt maliyetinde herhangi bir maliyet azaltılmaya gidilemediği için havayolu işletmeleri ekip çizelgeleme problemini küçümsemeyecek kadar çok önem vermektedir. 1991 yılında, Amerikan Havayolu Şirketi'nin ekip giderlerine 1.3 milyon dolar harcadığı bilinmektedir [1, 77]. Çizelge 3.4'te farklı havayollarına ait ekip masrafları ve bunlarda yapılacak küçük iyileştirme ile elde edilecek kazançlar gösterilmektedir [5].

Çizelge 3. 4 Başlıca Amerika havayolları için ekip maliyetleri

Havayolu	**Ekip sayısı**	**Uçuş ekip maaşı & faydalar (000)**	**Uçuş ekip masrafı (000)**	**Masraflar /(Maaş & Fayda)**
Alaska	1,329	259,953$	103,736$	%39,91
America West	1,675	215,470$	48,722$	%22,61
ATA	783	130,209$	51,223$	%39,34
American	12,297	2,458,453$	1,484,596$	%60,39
Continental	4,209	866,526$	493,458$	%56,95
Delta	8,074	2,084,427$	1,039,582$	%49,87
Northwest	5,534	1,164,550$	613,037$	%52,64
Southwest	3,966	664,415$	320,153$	%48,19
United	7,992	2,300,091$	1,423,988$	%61,91
US Airways	3,743	851,466$	471,672$	%55,40

Ekip çizelgeleme problemi, FAA kuralları, havayollarının kendi belirlediği kurallar, toplu sözleşmeler ve sivil havacılık tarafından belirlenmiş olan kısıtları sağlayacak şekilde uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları, en az bir kere kapsayacak en düşük maliyetli uçucu ekip personelin atanmasıdır. Havayolları tarafından birçok kısıt dikkate alındığından dolayı ekip çizelgeleme probleminin çözümü zorlaşmaktadır. Bu kısıtlar genel olarak uçucu personelin çalışma ve dinlenme saatlerinin sınırlarını belirler. Bu problem filo tipine göre ayrı ayrı çözülür. Çünkü her filoda kullanılacak kokpit ve kabin ekibi

kullanım sayısı farklı olduğundan dolayı, bu problemler dar veya geniş gövdeli uçak problemi olarak ikiye ayrılabilmektedir.

3.3.1 Ekip Eşleme

Ekip eşleme problemi, uçuş çizelgesindeki her uçuş bacağın ekip gereksinimi karşılayacak minimum maliyetli ekip eşleme kümesini bulmakla ilgilenir. Bu aşamada, personelin bireysel ihtiyacı dikkate alınmamaktadır [58]. Ekip eşleme problemi, aynı filo tipi için ekibin ana üste başlayıp ve tekrar ana üste son bulan ardışık uçuş dizilerinden oluşur. Büyük havayolu işletmelerinde genellikle birden fazla ana üs (ekip üssü) vardır. Örneğin THY'nin daha önceki yıllarda İstanbul Atatürk Havalimanı dışında Ankara Esenboğa Havalimanı'nı da üs olarak kullanmasıdır. Bu aşamada, uçuş çizelgesi girdi olarak alınır ve havayollarının, SGHM'nin kurallarına uygun görevler ve eşlemeler oluşturulur. Bu kısıtlar genel olarak aşağıdaki gibi sınıflandırılabilir [109, 110].

- **Geçici kısıtlar:** Arka arkaya gelen iki uçuş bacağı arasında yeterli zaman olmalıdır. Böylelikle her uçuş kendinden bir önceki uçuş bittikten sonra başlamalıdır.
- **Yerel kısıtlar:** Birbirini takip eden iki uçuş ayağında önceki uçuşun varış yeri, sonraki uçuşun kalkış yeri ile aynı olmalıdır.
- **Görev süresi kısıtları:** Uçuş süresi, uçuş görev süresi, dinlenme süresi, boş süre ve konaklama süresi ile ilgi kısıtlar ülkemizde Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü'nün "Uçucu Ekip Uçuş Görev ve Dinlenme Süreleri ile Uygulama Esasları Talimatı (STH-6A.50 Rev. 05)" ile belirlenmiştir [110]. Bu süreler kesinlikle aşılmamalıdır.
- **Çalışma günü ve ekip eşlemesi başına izin verilen uçuş ayağı sayısı:** Bu iki faktör için üs sınırlar mevcuttur.

Ekip eşleme problemi genel olarak iki aşamada çözülür. İlk aşamada yasal kısıtları sağlayan tüm yasal eşlemeler oluşturulur. İkinci ve son aşamada ise oluşturulan ekip eşlemeleri arasından, uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları en az bir kere kapsayan minimum maliyetli ekip eşleme kümesi seçilir [49]. Çizelge 3.5 ve 3.6'da uçuş çizelgesinden girdi olarak alınan uçuş bacaklarından, görevler ve ekip eşlemeleri oluşturulmuştur.

Uçuş görevi: Bir veya daha fazla uçuştan oluşan ve bitiminde uçuş ekibinin dinlenmeye alınması gereken zaman dilimine uçuş görevi denir [111].

Çizelge 3. 5 Örnek uçuş görevi

Görev Başlangıç	Görev Bitiş	Kalkış Saati	Varış Saati	Kalkış Yeri	Varış Yeri	Mola	Filo Tipi
07.08.2015		07:00	08:00	IST	ADA	120 dk	A320
		10:00	11:05	ADA	ESB	70 dk	A320
		12:15	13:35	ESB	ADB	85 dk	A320
	07.08.2015	15:00	16:05	ADB	IST	Konaklama	A320

Ekip eşlemesi: Bir veya birden fazla uçuş görevinden oluşan ve havayolu firmasının ana üssünden başlayıp tekrar ana üssünde biten görevler dizisidir.

Çizelge 3. 6 Örnek ekip eşlemesi

Görev No	Görev Başlangıç	Görev Bitiş	Kalkış Saati	Varış Saati	Kalkış Yeri	Varış Yeri	Mola	Filo Tipi
	07.08.2015		07:00	08:00	IST	ADA	120 dk	A320
1			10:00	11:05	ADA	ESB	70 dk	A320
		07.08.2015	12:15	13:35	ESB	ADB	Konaklama	A320
Dinlenme								
	08.08.2015		10:20	11:35	ADB	ESB	145 dk	A320
2			14:00	15:00	ESB	ADA	70 dk	A320
		08.08.2015	16:10	17:50	ADA	IST	Konaklama	A320
Dinlenme								

Bir görevin veya ekip eşlemesinin yasal olabilmesi için sağlaması gereken kısıtlar, genel olarak mola süreleri, uçuş süresi ve uçuş görev sürelerine ilişkin sınırlamalardır. Bir görev periyodu için gerekli *kısa molalar*, belirli bir aralıkta (minimum ve maksimum) değerleri olmalıdır. Yukarıdaki örnek için en az 30 dakika ve maksimum 180 dakika kısa mola aralığı kullanılmıştır. Bir görev periyodunda geçen süreyi ifade eden *uçuş görev süresi,* bir görevdeki uçuşların uçuş zamanını ifade eden *uçuş süresi* ve bir görev periyodundaki *uçuş bacak sayısı* belirli bir aralıktaki sınırı aşmamalıdır. Her görev periyodundan önce hazırlık yapılması için gereken süre *brief (görev açma)* ve görev periyodunun sona ermesinden sonra *debrief (görev kapama)* vardır. Bu kurallar, havayollarına ve ülkelere göre değişiklik göstermektedir.

Benzer şekilde ekip eşlemesi içinde bazı kuralların sağlanması gerekir. Bu kurallar genellikle, dinlenme süreleri ve görev periyodu sayısıyla ilgilidir. Bir eşlemenin yasal olabilmesi için *konaklama meydanında asgari dinlenme süreleri* sağlanmalıdır. Ayrıca bu eşlemelerin içerdiği *görev sayısı*, havayolu tarafından belirlenen bir minimum ve maksimum aralıkta olmalıdır.

Ekip eşleme problemi için kullanılacak terimler ve tanımları aşağıdaki gibidir [110, 112].

Uçuş bacağı (ayağı): İki uçuş meydanı (havalimanı) arasındaki kesintisiz uçuştur.

Uçucu ekip: Ortaklık tarafından belirlenen, hava aracının sevk ve idaresiyle görevli pilotlar, uçuş mühendisleri ile sertifikalı kabin içi emniyet ve diğer hizmetlerin yürütülmesiyle görevli kabin ekibini ve yükleme görevlilerini, uçak tipine göre uçuş mühendisi kapsamında gerektiğinde seyrüsefer ve radyo operatörlerini ifade etmektedir.

Ana üs: Havacılık işletmesinin faaliyetlerini yürüttüğü ve işletme ruhsatında ana merkez olarak belirlediği, uçucu ekiplerin kendi imkanları ile konaklama ve iaşelerin sağladığı mahaldir.

Geçici üs: Ana üs veya üslerin dışında, uçuş harekâtının devamlılığı için, uçucu ekip üyesinin uçuş görev süresinin başlayıp sona erdiği ve uçucu ekip üyesine, havacılık işletmesinin uygun konaklama tesisi ve iaşe imkânı sağlamakla yükümlü olduğu, uçucu ekiplerin geçici bir süre kalacağı, havacılık işletmeleri tarafından belirlenen yurt içi ve/veya yurt dışındaki yerleşim merkezidir.

Brief (Görev açma): Tek bir uçuş ya da uçuş serilerinden oluşmuş bir uçuş görevi için hazırlık yapılması ile ilk uçuş süresinin başlaması arasında geçen süredir. Bu süre hiçbir şekilde 60 dakikanın altında olamaz.

Debrief (Görev kapama): Uçuş / Uçuş serilerinin sona ermesinden itibaren 30 dakikalık süredir.

Konaklama meydanı: Ana üs veya geçici üs kapsamı dışındaki meydanların, ortaklığın uygun konaklama tesisi ve iaşe imkânı sağlamakla yükümlü olduğu, süresi konaklama süresindeki tarife uyan yurt içi ve yurt dışında konaklamalı görevlerin yapıldığı meydanı ifade eder.

Uçuş görev süresi (UGS) : Tek bir uçuş ya da uçuş serilerinden oluşmuş bir uçuş görevi için, uçuş ekip üyesinin uçuş hazırlığı ile başlayan ve aynı uçuş veya uçuş serilerinin sonundaki tüm uçuş görevlerinden muaf tutulduğu toplam süreyi ifade etmektedir.

Uçuş süresi (Blok Süresi-US) : Bir hava aracının kalkış yapmak maksadıyla, kendi gücü ile veya harici bir güç uygulanmak suretiyle ilk hareketine başlama anından, uçuşun veya görevin sonunda tam olarak durarak yolcu, yük veya diğer muhteviyatı indirme ve/veya bindirme amacıyla kendisine tahsis edilen park yerine gelme anına kadar geçen toplam süredir.

Uzun menzil uçuşu (ER): Bir uçuş görev süresi içinde, 4 saatten daha fazla zaman dilimi geçilen uçuş veya tek inişli uçuş için 8 saat veya daha fazla yapılan uçuş, iki inişli uçuşlarda ise uçuşlardan en az birisinin süresi 6 (dahil) saati geçen ve bu iki uçuşun süreleri toplamı 8.5 (dahil) saati geçen bir uçuş görevidir.

Pas uçuş: Bir uçucu ekip, herhangi bir görev icra etmeksizin, en son uçuş görevinin bittiği meydan, yeni bir uçuş görevi icra edeceği meydana mürettebat olarak değil de yolcu olarak uçuş gerçekleştirmesine denir. Pas uçuşlar, yolcu taşıma kapasitesini düşüren bir faktördür. Havayolları planlama sürecinde daima pas uçuş sayısını minimize edilmesini ister [111].

Dinlenme süresi: Bir uçucu ekibin, uçuş görevi sonunda başlayan ve her türlü görevden muaf tutulduğu dinlenme süresidir.

Mola: Bir uçuş görevinde birbirini takip eden iki uçuş arasındaki kısa bekleme süresidir. Bu süre havayollarının kendi belirlediği minimum ve maksimum zamanlar vardır. Örneğin A havayolu için minimum 30 dk ve maksimum 120 dk'dır.

Mürettebat Tipleri: Havayolu firmalarında temel olarak, kokpit ve kabin ekibi olmak üzerek iki çeşit uçucu ekip sınıfı vardır. **Kokpit Ekibi:** Hava aracının sevk ve idaresi ile kullanımından sorumlu ve SHGM tarafından lisanslandırılmış gerekli olan asgari sayıdaki pilot/pilotlardır. **Kabin Ekibi:** Bir uçuş görevinin yapılmasında kokpit ekibinin dışında, esas görev yeri hava aracının kabini olan ve Ortaklık tarafından yolcu emniyetini ve gereksinimlerini karşılamak üzere gerekli temel ve tazeleme eğitimlerini alarak sertifikalandırılmış personeldir.

Ayrıca ekip eşleme problemi türleri günlük, haftalık ve aylık olarak üç çeşit olup bunlar aşağıda açıklanmıştır [1].

Günlük problem: Bu problemde, tüm uçuş seferlerin her gün aynı olduğu varsayılmıştır. Literatürdeki çalışmaların çoğu bu problem üzerinde yoğunlaşmıştır. Günlük problemin çözümü, tüm uçuş seferlerini kapsayan ekip eşlemeler kümesini içerir. Bu çözüm kendini her gün tekrarlar.

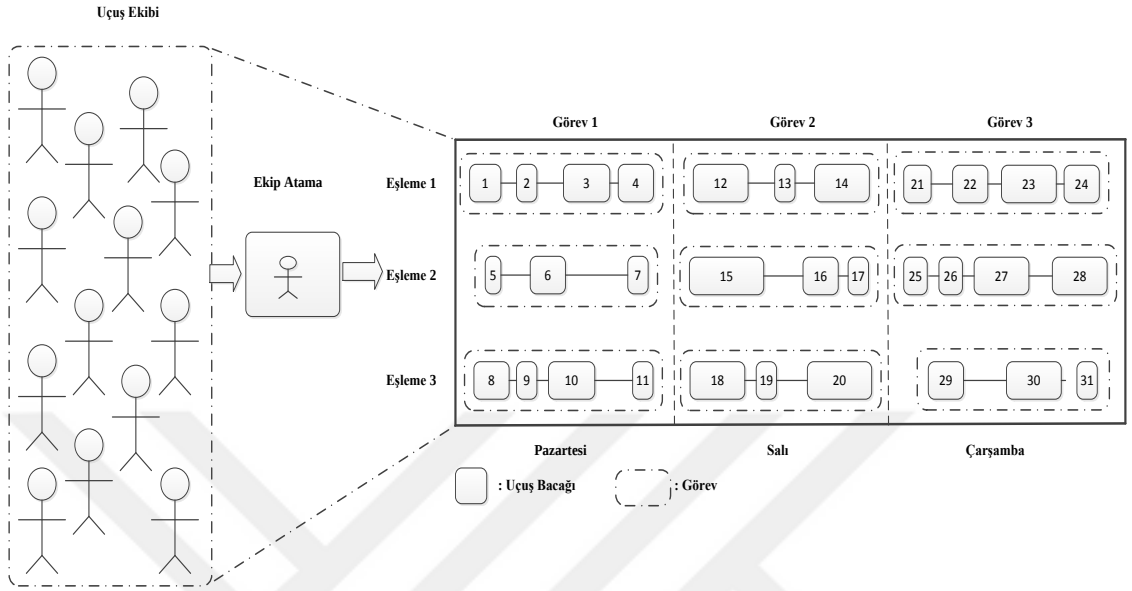
Haftalık problem: Uçuş çizelgesinin her hafta kendini tekrarladığı varsayımına dayanmaktadır. Bu problem genellikle günlük problem çözüldükten sonra haftalık probleme dönüştürülür. Havayolları, haftalık istisnaları uydurmak için günlük problem çözüldükten sonra çizelgede değişiklik yapılabilir.

İleri tarihli problem: Bu problem genellikle aylık problem olarak anılmaktadır. Zaman ekseni bir ayın üstünde olabilir. Bu problemi çözmek için ilk başta haftalık problemler oluşturulur ve daha sonra bu görevler yasal kısıtlar altında birleştirilerek aylık probleme dönüştürülür. Değişen taleplere bağlı olarak havayolu şirketleri uçuş çizelgelerini yıl içerisinde değiştirebilmektedir. Uçuş çizelgesine yeni uçuşlar eklenip çıkartılabilir [106].

3.3.2 Ekip Atama

Uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları kapsayacak şekilde ekip eşleme (uçuş dizisi) problemi çözüldükten sonra her bir ekip üyesi, oluşturulan dizilere atanarak aylık olarak her ekibin görev çizelgesi oluşturulur. Bu aylık görev çizelgesi, çalışanın izin günleri, eğitimi, simülatör testi, yıllık izni, yasal düzenlemeleri ve diğer sözleşme mecburiyetlerini içermesi gerekmektedir. Buradaki temel amaç, kısıtlar çerçevesinde ekipten yararlanma oranını maksimum yapmaktır. Ayrıca havayolu işletmeleri mümkün olduğu sürece birçok uçuş bacağında ekibi aynı uçakta tutmak için çaba gösterir. Böylece, farklı uçaklarda görev alacak ekibin iptal olan bağlantılı uçuş veya uçuş gecikmeleri gibi olaylar sonucunda görev uçuşuna yetişememesi durumundan kaynaklanacak problemlerle karşılaşma riski önlenir. Ekip atama problemini çözmek için iki farklı yaklaşım kullanılmaktadır. Birinci yaklaşımda, ekibin ihtiyaçları ve tercihleri dikkate alınarak, ekip üyeleri eşit bir yaklaşımla tüm uçuşlar kapsanacak şekilde oluşturulan ekip eşlemelerine atanır. İkinci yaklaşımda ise, her ekip üyesinin kıdemi göz önüne

alınarak atama işlemi yapılır [107]. Bu yaklaşımlardan birincisi Avrupa ülkelerinde kullanılırken, ikinci yaklaşım Kuzey Amerika ülkelerinde daha yaygın olarak kullanılır [113]. Şekil 3.2'de örnek bir ekip atama prosedürü gösterilmiştir.



Şekil 3. 2 Ekip atama prosedürü

3.4 Gelir Yönetimi

Gelir yönetiminin genel tanımını şu şekilde yapabiliriz: Belirli bir kapasite ile üretilen hizmetlerden en yüksek geliri elde etmek amacıyla geliştirilmiş bir modeldir. Havayolu gelir yönetimi ise bir uçuş bacağındaki uçakların kapasitelerinin belirli bir zaman dilimi içinde farklı ücret sınıfları arasında geliri maksimum yapacak şekilde atanmasıdır [114].

3.5 Kapı Atamaları

Havayolu taşımacılığına gittikçe talebin artması ile birlikte trafik yoğunluğunun artması ve talebin karşılanabilmesi için havaalanlarında sürekli bir gelişimi zorunlu kılmaktadır. Bu gelişim fiziksel olarak sınırlı bir biçimde gerçekleşeceğinden dolayı havaalanlarında işletmenin iyileştirilmesi ağırlık kazanmaktadır. Havaalanı işletmesinin içerdiği en önemli konulardan biri kapı atama problemidir. Bu problem bir performans ölçütü olup yolcu memnuniyetini doğrudan etkileyebilmektedir [115]. Kapı ataması yapılırken birçok faktör göz önüne alınır; yolcu yürüme mesafesi, bagajlara erişim mesafesi ve uçak-kapı boyutları konumu gibi kriterler dikkate alınabilir.

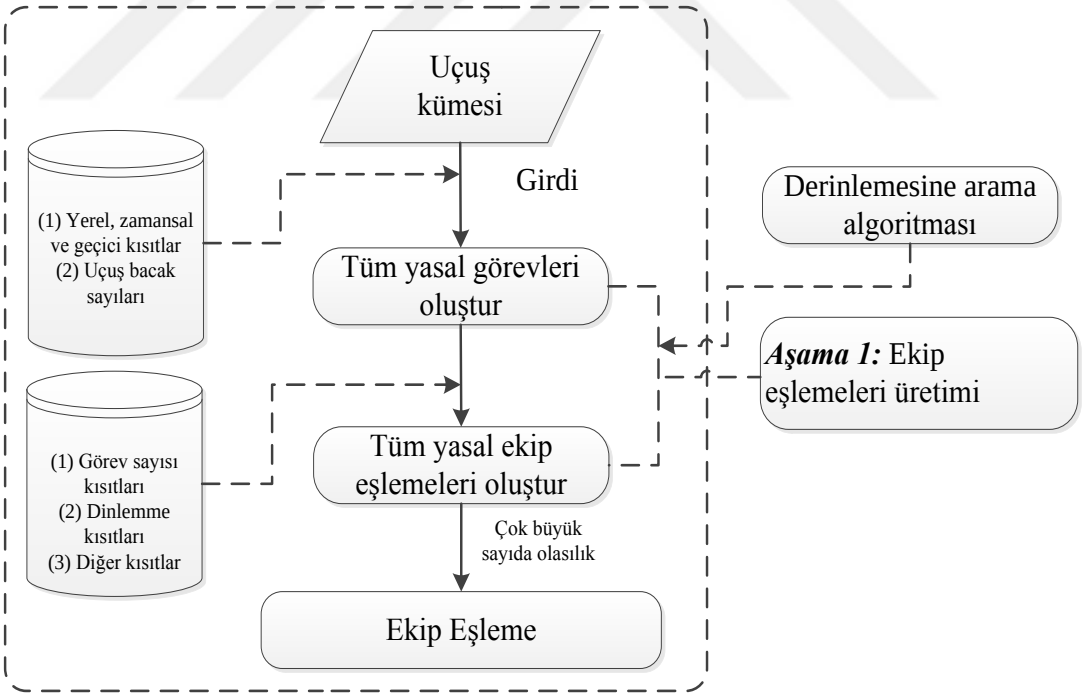
3.6 Düzensiz Olayların Yönetimi

Planlama aşamasında; uçuş, uçak ve ekip çizelgelemelerin hepsi havayolları tarafından planlama aşamasında oluşturulur. Bu planlanan programların gerçekleştirilmesinde meydana gelen çeşitli aksamalar eğer müdahale edilmez ise çizelgeleme uygulanamaz hale gelir. Genellikle havayollarında meydana gelen olası aksamalar, uçak arızası, uçak değişikliği, rötar, ekip üyesinin hastalığı, iş kazası, ilave ek sefer gibi sebeplerden kaynaklanır. Bu olayların ne zaman olacağı belli olmadığından problem, düzensiz olayların yönetimi olarak adlandırılır [5, 113].

BÖLÜM 4

EKİP EŞLEME PROBLEMİ

Ekip eşleme problemi iki aşamadan oluşmaktadır. (1) Görev üretimi ve (2) Ekip eşleme üretimi. Görev üretimi aşamasının ilk adımı uçuş çizelgesindeki uçuş verilerini kullanılarak bir veya daha fazla uçuştan oluşan çok sayıda uygun günlük görevler oluşturulur. Ekip eşleme üretiminde ise havayolu ve FAA kurallarını sağlayan bir veya birden fazla uçuş görevinden oluşan yasal eşlemeler üretilir. Şekil 4.1'de ekip eşleme üretimin aşamaları gösterilmektedir.



Şekil 4. 1 Ekip eşleme üretiminin aşamaları

4.1 Uçuş Görevi Oluşturma

Uçuş görevi, bir veya daha fazla uçuştan oluşan ve bitiminde uçuş ekibinin dinlenmeye alındığı zaman dilimine denilmektedir. Uçuş tarifesinden alınan veriler ile havayollarının kısıtlarına göre iteratif veya sezgisel yöntemler kullanılarak uçuş görevleri üretilebilmektedir. Bu çalışmada tüm olası uçuş görevlerini üreten *derinlemesine arama algoritması* kullanılmış ve örnek akış diyagramı aşağıdaki gibidir.

Uçuş görevi oluşturma algoritmasının detaylı gösterimi:

Adım 1: Tüm uçuş görevlerine ulaşılana kadar tüm adımları çalıştır.

Uçuş ayağı sayısı=0

Uçuş görev süresi (UGS)=0

Uçuş süresi (US)=0

Brief (Görev açma)=60 dakika ve Debrief (Görev Kapama)=30 dakika

Adım 2: Uçuş listesinden i. uçuşu al (i=1).

Uçuş ayağı sayısı=1

Uçuş görev süresi (UGS1)= Brief + Debrief+ i. uçuşun varış saati-i. uçuşun kalkış saati

Uçuş süresi (US1)= i. uçuşun varış saati-i. uçuşun kalkış saati

Adım 3: i. uçuşun uçuş listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki j. uçuşu bul.

Adım 4: j. uçuş hesapları

- i. uçuşun varış yeri = j. uçuşun kalkış yeri
- i. uçuşun varış saati <= j. uçuşun kalkış saati
- Uçuş görev süresi (UGS2) = UGS1 + j. uçuşun varış saati-i. uçuşun varış saati
- Uçuş süresi (US2) = US1 + j. uçuşun varış saati - j. uçuşun kalkış saati
-Minimum bağlantı süresi (MinBağ) = i. uçuş ile j. uçuş arasındaki bekleme süresi

a) i. uçuşun varış saati <= j. uçuşun kalkış saati
b) 30 dakika <= MinBağ <= 300 dakika
c) UGS2 <= 14 saat
d) US2 <= 8 saat
e) Uçuş ayağı sayısı <= 4

Eğer a, b, c, d, e kısıtları sağlanıyorsa;

- uçuş ayağı sayısı= uçuş ayağı sayısı + 1

- pop=pop+1 (2 uçuş bacaklı görevlerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 5'e git

Değilse

- Adım 3'e dön.

Adım 5: j. uçuşun uçuş listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki m. uçuşu bul.

Adım 6: m. uçuş hesapları

- j. uçuşun varış yeri = m. uçuşun kalkış yeri

- j. uçuşun varış saati <= m. uçuşun kalkış saati

- Uçuş görev süresi (UGS3) = UGS2 + m. uçuşun varış saati - j. uçuşun varış saati

- Uçuş süresi (US3) = US2 + m. uçuşun varış saati-m. uçuşun kalkış saati

-Minimum bağlantı süresi (MinBağ2) = j. uçuş ile m. uçuş arasındaki bekleme süresi

f) j. uçuşun varış saati <= m. uçuşun kalkış saati

g) 30 dakika <= MinBağ2 <= 300 dakika

h) UGS3 <= 14 saat

i) US3 <= 8 saat

j) Uçuş ayağı sayısı <= 4

Eğer f, g, h, i, j kısıtları sağlanıyorsa;

- uçuş ayağı sayısı= uçuş ayağı sayısı + 1
- pop=pop+1 (3 uçuş bacaklı görevlerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 7'ye git

Değilse

- Adım 5'e dön.

Adım 7: m. uçuşun uçuş listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki n. uçuşu bul.

Adım 8: n. uçuş hesapları

- m. uçuşun varış yeri = n. uçuşun kalkış yeri

- m. uçuşun varış saati <= n. uçuşun kalkış saati

- Uçuş görev süresi (UGS4) = UGS3 + n. uçuşun varış saati - m. uçuşun varış saati

- Uçuş süresi (US4) = US3 + n. uçuşun varış saati-n. uçuşun kalkış saati

-Minimum bağlantı süresi (MinBağ3) = j. uçuş ile m. uçuş arasındaki bekleme süresi

k) m. uçuşun varış saati <= n. uçuşun kalkış saati

l) 30 dakika <= MinBağ3 <= 300 dakika

m) UGS4 <= 14 saat

n) US4 <= 8 saat

o) Uçuş ayağı sayısı <= 4

Eğer k, l, m, n, o kısıtları sağlanıyorsa;

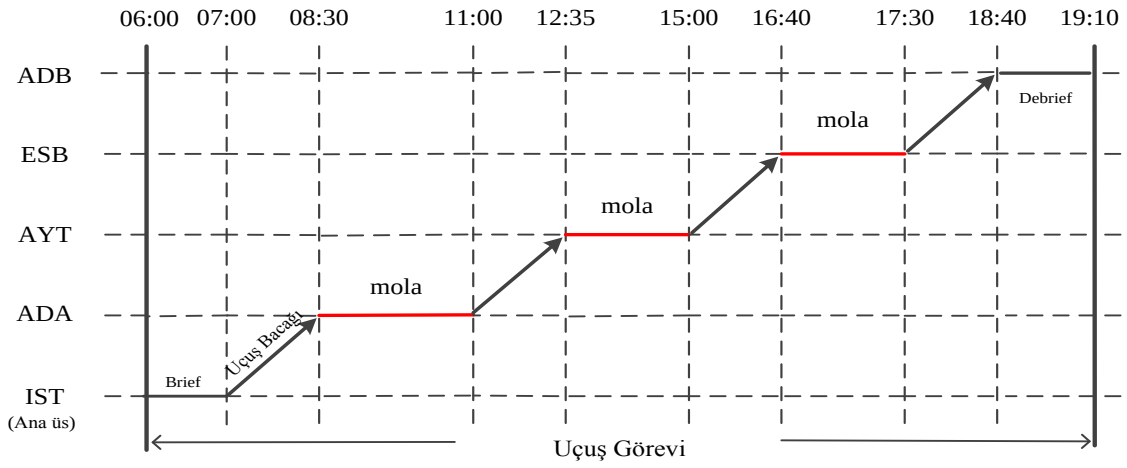
- uçuş ayağı sayısı= uçuş ayağı sayısı + 1
- pop=pop+1 (4 uçuş bacaklı görevlerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 9'a git

Değilse

- Adım 7'ye dön.

Adım 9: Eğer Adım'8 sağlanırsa yeni görevler oluşturulması için Adım 1'e dön ve tüm adımları tekrarla.

Uçuş görevinin oluşturulma aşamasının daha iyi anlaşılabilmesi için Şekil 4.2'nin üzerinde bir örnek gösterilmiştir. Örneğe bakıldığında IST (İstanbul) ile uçuş görevi başlamış ve ADB (İzmir) ile bitmiştir. Bu uçuş görevi toplam 4 uçuş bacağından oluşmuştur [(1) IST-ADA, (2) ADA-AYT, (3) AYT-ESB ve (4) ESB-ADB)]. Eğer problem günlük ise bu uçuş görevi tekrar IST ile bitmek zorundadır. Bizim örneğimizde uçuş görevi ADB'de bitmektedir. Yani personelin otel 'de dinlenmeye geçtiği yer olarak düşünülebilir. Bu tezde aylık problem kullanıldığı için uçuş görevleri farklı noktalarda bitebilmektedir.



Şekil 4. 2 Örnek uçuş görevi

4.2 Ekip Eşlemesi Oluşturma

Ekip eşleme, bir veya birden fazla uçuş görevinin bir araya gelmesi ve belirli bir ekip üssünden başlayıp tekrar aynı üsse dönmesi ile biten uçuş dizisidir. Ekip eşleme aşamasında ise bir önceki uçuş görevi oluşturma aşamasındaki gibi tüm olası görevleri üreten *derinlemesine arama algoritması* kullanılmıştır. Fakat bu aşamadaki girdi, uçuş bacakları değil de bir önceki aşamada üretilen uçuş görevi kümesidir. Buradaki amaç uçuş görevi kümesinden geçerli ekip eşlemesi kümeleri elde etmektir. Her bir ekip eşlemesi minimum 1 ve maksimum 4 uçuş görevinden oluşmuştur.

Ekip eşleme algoritmasının detaylı gösterimi:

Adım 1: Tüm ekip eşlemelerine ulaşılana kadar tüm adımları çalıştır.

Uçuş görev sayısı=0

Uçuş görev süresi (UGS)=0

Uçuş süresi (US)=0

Brief (Görev açma)=60 dakika ve Debrief (Görev Kapama)=30 dakika

Adım 2: Görev listesinden kalkış yeri ana üs (IST) olan i. görevi al (i=1).

Uçuş görev sayısı=1

Uçuş görev süresi (UGS1)= Brief + Debrief + i. görevin varış saati-i. görevin kalkış saati

Uçuş süresi (US1)= i. görevin varış saati-i. görevin kalkış saati

Eğer i. görevin kalkış ve varış yeri =Ana üs (IST) ise;

- Uçuş görev sayısı= Uçuş görev sayısı + 1
- pop=pop+1 (1 uçuş görevli ekip eşlemelerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 2'ye dön ve i=i+1.

Değilse

- Adım 3'e git ve i=i+1.

Adım 3: i. görevin görev listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki j. görevi bul.

Adım 4: j. görevin uçuş hesapları

- i. görevin varış yeri = j. görevin kalkış yeri
- j. görev i. görevinden bir sonraki gün olmalı. Aynı gün olmamalı ve arada 1 gün olmalı.
- i. görevin varış saati <= j. görevin kalkış saati
- Uçuş görev süresi (UGS2) = UGS1 + j. görevin varış saati-i. görevin varış saati

- Uçuş süresi (US2) = US1 + j. görevin varış saati - j. görevin kalkış saati

-Minimum dinlenme (konaklama) süresi (MinDinlenme) = i. görev ile j. görev arasındaki minimum dinlenme süresi

a) j. görevin varış yeri= Ana üs (IST)

b) i. görevin varış saati <= j. görevin kalkış saati

c) 12 saat <= MinDinlenme

d) a (i. görevin günü) < a+1 (j. görev günü)

e) Görev sayısı <= 4

Eğer a, b, c, d, e kısıtları sağlanıyorsa;

- Uçuş görev sayısı= Uçuş görev sayısı + 1
- pop=pop+1 (2 uçuş görevli ekip eşlemelerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 3'e dön ve j=j+1.

Değilse

- Adım 5'e git ve j=j+1.

Adım 5: j. görevin görev listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki m. görevi bul.

Adım 6: m. görevin uçuş hesapları

- j. görevin varış yeri = m. görevin kalkış yeri

- m. görev j. görevinden bir sonraki gün olmalı. Aynı gün olmamalı ve arada 1 gün olmalı.

- j. görevin varış saati <= m. görevin kalkış saati

- Uçuş görev süresi (UGS3) = UGS2 + m. görevin varış saati-j. görevin varış saati

- Uçuş süresi (US3) = US2 + m. görevin varış saati - m. görevin kalkış saati

-Minimum dinlenme (konaklama) süresi (MinDinlenme) = j. görev ile m. görev arasındaki minimum dinlenme süresi

f) i. görevin kalkış yeri=m. görevin varış yeri=Ana üs (IST)

g) j. görevin varış saati <= m. görevin kalkış saati

h) 12 saat <= MinDinlenme

i) a (j. görevin günü) < a+1 (m. görev günü)

j) Görev sayısı <= 4

Eğer f, g, h, i, j kısıtları sağlanıyorsa;

- Uçuş görev sayısı= Uçuş görev sayısı + 1

- pop=pop+1 (3 uçuş görevli ekip eşlemelerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 5'e dön ve m=m+1.

Değilse

- Adım 7'ye git ve m=m+1.

Adım 7: m. görevin görev listesinden kalkış yeri, varış yeri, kalkış ve varış saati bilgilerini alarak bir sonraki n. görevi bul.

Adım 8: n. görevin uçuş hesapları

- m. görevin varış yeri = n. görevin kalkış yeri

- n. görev m. görevinden bir sonraki gün olmalı. Aynı gün olmamalı ve arada 1 gün olmalı.

- m. görevin varış saati <= n. görevin kalkış saati

- Uçuş görev süresi (UGS4) = UGS3 + n. görevin varış saati-m. görevin varış saati

- Uçuş süresi (US4) = US3 + n. görevin varış saati - n. görevin kalkış saati

-Minimum dinlenme (konaklama) süresi (MinDinlenme) = m. görev ile n. görev arasındaki minimum dinlenme süresi

k) i. görevin kalkış yeri=n. görevin varış yeri=Ana üs (IST)

l) m. görevin varış saati <= n. görevin kalkış saati

m) 12 saat <= MinDinlenme

n) a (m. görevin günü) < a+1 (n. görev günü)

o) Görev sayısı <= 4

Eğer k, l, m, n, o kısıtları sağlanıyorsa;

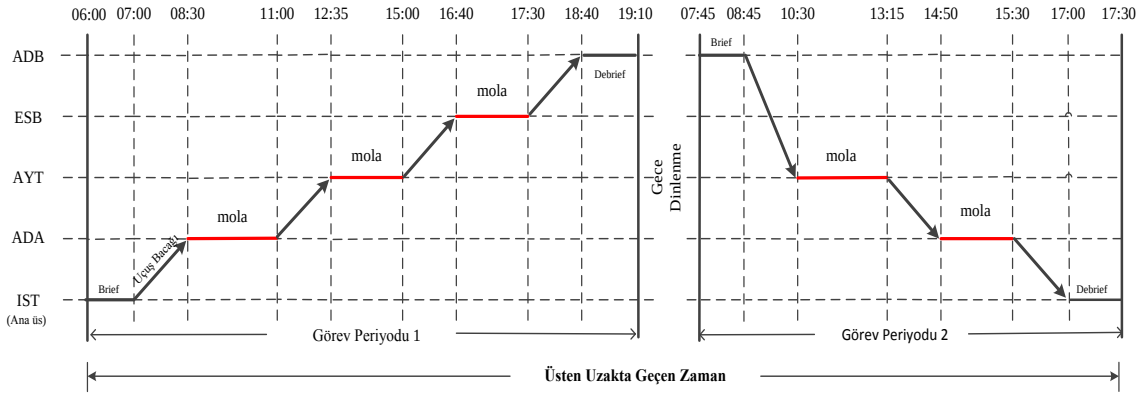
- Uçuş görev sayısı= Uçuş görev sayısı + 1
- pop=pop+1 (4 uçuş görevli ekip eşlemelerin popülasyona eklenmesi)
- Adım 7'e dön ve n=n+1.

Değilse

- Adım 9'a git ve n=n+1.

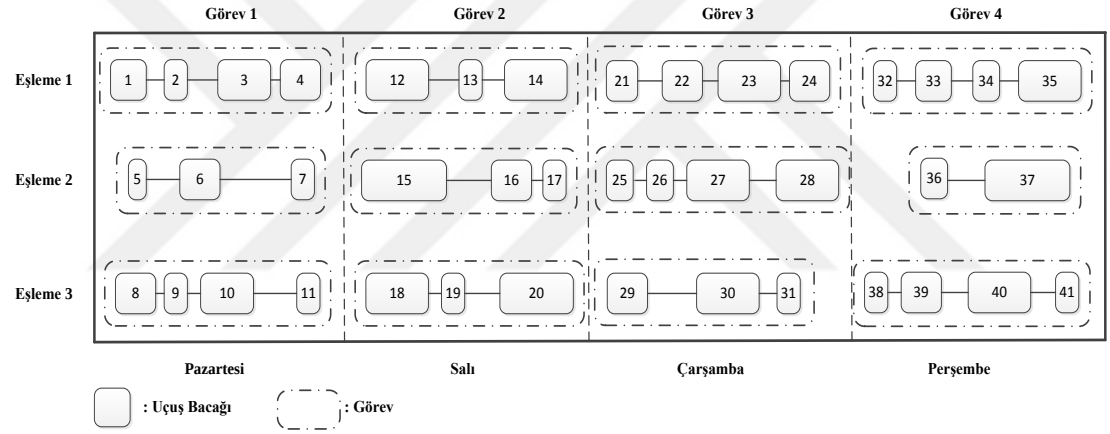
Adım 9: Eğer Adım'8 sağlanırsa yeni ekip eşlemeleri oluşturulması için Adım 1'e dön ve tüm adımları tekrarla.

Aşağıdaki Şekil 4.3'te bir önceki bölümde uçuş görevlerinin elde edilmesi ve bu bölümde bu görevlerin kısıtlar dahilinde birleştirilmesiyle oluşan iki görevli bir ekip eşlemesi örneği şekil olarak gösterilmiştir.



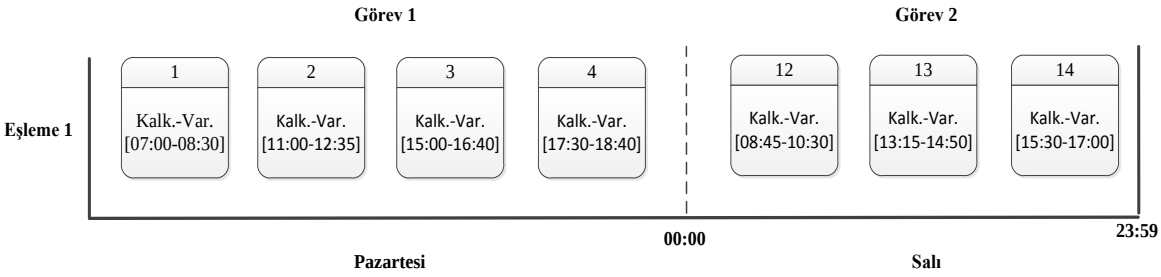
Şekil 4. 3 İki görevli ekip eşlemesi örneği

Bir önceki bölümde oluşturulan uçuş görevlerinden faydalanılarak ekip eşlemeleri oluşturulur. Yani uçuş görevlerinin çıktısı, ekip eşlemelerinin girdisi olarak kullanılmaktadır. Şekil 4.4 ile burada ne anlatılmak istenildiği özetlenmiştir.



Şekil 4. 4 Haftalık ekip eşlemesi örneği

Şekil 4.5'te ise Şekil 4.4'deki ekip eşleme 1'in uçuş görevlerinden görev 1 ve 2'nin uçuş detayları gösterilmiştir.



Şekil 4. 5 Ekip eşlemesinin uçuş detayları örneği

4.3 Ekip Eşleme Probleminde Kullanılan Kısıtlar ve Matematiksel Gösterimi

Tüm yasal ekip eşlemelerin elde edilmesi için gerekli tüm kısıtlar ve varsayımlar aşağıdaki gibi verilmiştir. Çizelge 4.1'de ise ekip eşlemesinde kullanılan matematiksel notasyonu göstermektedir. Havayolu ekip eşleme probleminde uçuş bacakları *f*, görevler *d*, ekip eşlemeleri *p* ve bir ekip eşleme maliyeti aşağıdaki gibi tanımlanır:

Matematiksel gösterim:

Amaç Fonksiyonu:

Bu çalışmada kullanılan amaç fonksiyonu aşağıdaki gibidir. Görev maliyeti ($C_j^{görev}$) ve Eşleme maliyeti ($C_k^{eşleme}$) eşitlikleri şu şekilde ifade edilmiştir:

$$Min\left(C_j^{görev}\right) = \sum_{i=1}^{f} a_{ij} C_i^{uçuş} + \sum_{i=1}^{f}\sum_{l=1}^{f} a_{ij}\, a_{lj} u_{il} C_{il}^{uçuşDinlenme} \quad \forall j = 1,2,.,d \tag{4.1}$$

Görev maliyet eşitliğinin ilk ve ikinci kısmı aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

(1) Her bir görevin içindeki her bir uçuş için gerekli ödeme

(2) Uçuşlar arasındaki dinlenme masrafı

$$Min\left(C_k^{eşleme}\right) = \sum_{j=1}^{d} b_{jk} C_j^{görev} + \sum_{j=1}^{d}\sum_{q=1}^{d} b_{jk}\, b_{qk} h_{jq} C_{jq}^{görevDinlenme} \quad \forall k = 1,2,\ldots,p \tag{4.2}$$

Ekip eşleme maliyet eşitliğinin ilk ve ikinci kısmı aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

(3) Her bir eşlemenin içindeki her bir görev için gerekli ödeme

(4) Görevler arasındaki dinlenme masrafı

Kısıtlarda kullanılan indislerin tanımları aşağıdaki gibidir:

i=1,2,….,f (*f ∈ F:* tüm uçuşlar kümesi)

j=1,2,…,d (*d ∈ D:* tüm görevler kümesi)

k=1,2,…,p (*p ∈ P:* tüm ekip eşlemeleri kümesi)

Çizelge 4. 1 Ekip eşlemesi için kullanılan matematiksel notasyon

Notasyon	Tanım
$C_j^{görev}$	*j.* görev için temel asgari ödeme.
$C_i^{uçuş}$	Her bir uçuş *i*'nin maliyeti.
$C_{il}^{uçuşDinlenme}$	*i* ve *l* ardışık iki uçuş arasındaki dinlenme maliyeti.
$C_{jq}^{görevDinlenme}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki dinlenme maliyeti.
$K_j^{görev}$	*j.* görev için uçuş sayısı.
$M_i^{uçuş}$	*i.* uçuşun uçuş süresi.
$S_j^{başlama}$	*j*. görevin başlama saati.
M_j^{tft}	*j*. görevin toplam uçuş görev süresi.
$M_j^{blokSüresi}$	*j*. görevin blok süresi.
a_{ij}	Eğer *i.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{ij} = 1$, yoksa $a_{ij} = 0$.
a_{lj}	Eğer *l.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{lj} = 1$, yoksa $a_{lj} = 0$.
$M_{il}^{şehirDinlenme}$	*i* ve *l* ardışık iki uçuş arasındaki dinlenme zamanı.
u_{il}	Eğer *i.* uçuştan sonra *l.* uçuş geliyorsa u_{il} =1, yoksa u_{il} =0.
$Z_k^{eşleşme}$	*k.* ekip eşlemesi için görev sayısı.
$M_k^{eşleşme}$	*k.* ekip eşlemesi için geçen toplam uçuş görev süresi.
b_{jk}	Eğer *j.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{jk} = 1$, yoksa $b_{jk} = 0$.
b_{qk}	Eğer *q.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{qk} = 1$, yoksa $b_{qk} = 0$.
h_{jq}	Eğer *j.* görevden sonra *q.* görev geliyor ise, $h_{jq} = 1$, yoksa $h_{jq} = 0$.
$M_{jq}^{gerekliDinlenme}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki gerekli dinlenme süresi.
Brief	Görev açma.
Debrief	Görev kapama.

Ekip eşleme problemi için kurallar:

1- *Problem tipi:* Ekip eşleme problemi günlük, haftalık ve aylık olarak planlanabilir. Bu tezde ekip eşleme problemi aylık olarak dikkate alınmıştır.

2- *Ana üs kısıtı:* THY'nin ana üssü İstanbul olmak üzere bir tanedir.

3- *Kapsama kısıtı:* Her bir uçuş bir ekip tarafından kapsanmalıdır.

4- *Optimizasyon kısıtı:* En iyi ekip eşleme kümesi çizelgedeki tüm uçuşları kapsamalıdır

5- *Ardışık şehir kısıtı:* Birbirini takip eden iki uçuş ayağında önceki uçuşun varış yeri sonraki uçuşun kalkış yeri olmalıdır (Örneğin IST-ADA seferini gerçekleştiren bir ekip tekrardan "ADA" şehrinden uçuşuna devam etmelidir).

6- *Uçuş sayısı kısıtı*: Bir görev için izin verilen minimum uçuş sayısı 2 ve maksimum *4* uçuş sayısıdır (Bazen bu sayı 5 olabilmektedir ama son uçuş ayağı pas uçuş olmak zorundadır).

$$K_j^{görev} = \sum_{i=1}^{f} a_{ij} \qquad \forall\, j = 1,2,\ldots\ldots, d \tag{4.3}$$

$$2 \leq K_j^{görev} \leq 4$$

7- *Dinlenme süresi kısıtı:* Birbirini takip eden iki uçuş ayağı arasında izin verilen mola süresi en az 30 dakika ve en fazla 300 dakika (5 saat) olmalıdır (Bu kısıt ana üs ve yerel istasyonların dışındaki uluslararası istasyonlar için esnetilebilir).

$$M_{şehirDinlenme}^{min}\,(dakika) \leq M_{il}^{şehirDinlenme} \leq M_{şehirDinlenme}^{max}\,(dakika)$$

$$30\ dk\ \leq M_{il}^{şehirDinlenme} \leq 300\ dk. \tag{4.4}$$

8- *Uçuş Görev Süresi (UGS) kısıtı*: Bir görev periyodunda geçen toplam zaman, yani azami uçuş görev süresi en fazla 14 saat (840 dk) olmalıdır (görev açma =60 dakika ve görev kapama=30 dakika) (Çizelge 4.2). Bu çalışma süresi uçucu ekibin görev başlangıcı sabah saat 05:00 ile öğlen saat 14:00 arasında ise geçerlidir.

$$M_j^{tft} = \sum_{i=1}^{f}\sum_{l=1}^{f}(a_{ij}\,M_i^{uçuş} + a_{ij}a_{lj}u_{il}M_{il}^{şehirDinlenme}) + Brief + Debrief$$
$$\leq 14\ saat \qquad \forall\, j = 1,2,\ldots\ldots, d \tag{4.5}$$
$$M_j^{tft} \leq M_{tft}^{maks} = 14\ saat, \qquad Eğer\ \ 05{:}00\ \leq\ S_j^{başlama} \leq 14{:}00.$$

Çizelge 4. 2 Maksimum uçuş süresi (blok süresi) ve uçuş görev süresi limitleri

Süre	Günlük	Haftalık	Aylık	3 Aylık	Yıllık
Uçuş görev süresi (M_j^{tft})	14 saat	56 saat	180 saat	500 saat	1800 saat
Blok süresi($M_j^{blokSüresi}$)	8 saat	30 saat	110 saat	300 saat	1000 saat

9- *Blok süresi kısıtı:* Bir uçuş görev süresi için izin verilen en fazla uçuş süresi 480 dakikadır.

$$M_j^{blokSüresi} = \sum_{i=1}^{f} a_{ij}\,M_i^{uçuş} \leq M_{blokSüresiToplam}^{maks} \quad \forall\, j = 1,2,\ldots\ldots, d. \tag{4.6}$$

$$M_{blokSüresiToplam}^{maks} = 8 \text{ saat}.$$

$Eğer\ \ M_i^{uçuş} \geq\ 8\ saat\ ise\ bu\ uçuş\ uzun\ menzilli\ uçuştur.$

10- *Ekip eşleme için görev sayısı kısıtı:* Bir eşleme için izin verilen minimum görev sayısı *1* ve maksimum *4* görev sayısıdır.

$$Z_k^{eşleşme} = \sum_{j=1}^{d} b_{jk} \qquad ve \quad 1 \leq Z_k^{eşleşme} \leq 4 \qquad \forall\, k = 1,2,\ldots..,p \tag{4.7}$$

11- *Eşleme için ana üs kısıtı:* Her bir eşleme aynı ana üste başlayıp tekrar aynı ana üste bitmelidir.

$$Eşleşme_{başlama} = IST\ \ ve\ Eşleşme_{bitiş} = IST \tag{4.8}$$

12- *Eşleme için uçuş görev süresi kısıtı:*

$$M_k^{eşleşme} = \sum_{j=1}^{d}\sum_{q=1}^{d}(b_{jk}\, M_j^{tft} + b_{jk}b_{qk}h_{jq}M_{jq}^{gerekliDinlenme}) + Brief + Debrief \leq 14\ saat * görevli_gün_sayısı\ ,\qquad \forall\, k = 1,2,\ldots..,p \tag{4.9}$$

13- *Minimum dinlenme süresi kısıtı:* Eğer ekip konaklama meydanında yatılı ise minimum dinlenme zamanı Çizelge 4.3'e göre hesaplanır.

Çizelge 4. 3 Minimum dinlenme süreleri

Bir önceki Uçuş Görev Süresi (UGS)	Asgari Dinlenme Süresi	
	Ana / Geçici üs	Konaklama Meydanı
<=6 saat (Tek inişli(gidiş/dönüş))	12 Saat	8 Saat
<=11 saate kadar (dahil)	12 Saat	10 Saat
>11 saatten fazla	12 Saat	12 Saat
12-14 saat veya zaman farkı >3 saatten fazla	14 Saat	14 Saat
Uzun menzilli uçuşlar	24 saat	

<u>*Ana üs / Geçici üs minimum dinlenme süreleri:*</u>

**Eğer j. görev bitiş şehri* $F_j^{bitişŞehri} = "IST"$ *;*

$$\begin{aligned}
&12\ saat \leq h_{jq}\, M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad M_j^{tft} \leq 6\ saat\ (tek\ inişli)\\
&12\ saat \leq h_{jq}\, M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad M_j^{tft} \leq 11\ saat\\
&12\ saat \leq h_{jq}\, M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad 11\ saat < M_j^{tft} \leq 12\ saat\\
&14\ saat \leq h_{jq}\, M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad 12\ saat < M_j^{tft} \leq 14\ saat\\
&h_{jq} = 1\ veya\ 0\ ; \quad \forall\, j = 1,2,\ldots..,d \qquad \forall\, q = 1,2,\ldots..,d
\end{aligned} \tag{4.10}$$

Konaklama meydanı asgari dinlenme süresi:

**Eğer j. görev bitiş şehri* $F_j^{bitişŞehri} \neq "IST"$ *;*

$$
\begin{aligned}
&8\ saat \leq h_{jq}\ M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad M_j^{tft} \leq 6\ saat\ (tek\ inişli)\\
&10\ saat \leq h_{jq}\ M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad M_j^{tft} \leq 11\ saat\\
&12\ saat \leq h_{jq}\ M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad 11\ saat < M_j^{tft} \leq 12\ saat\\
&14\ saat \leq h_{jq}\ M_{jq}^{gerekliDinlenme} \quad Eğer \quad 12\ saat < M_j^{tft} \leq 14\ saat\\
&h_{jq} = 1\ veya\ 0\\
&\forall\ j = 1,2,\ldots..,d \qquad \forall\ q = 1,2,\ldots..,d
\end{aligned}
\tag{4.11}
$$

14- Kısa konaklamadan sonra görev sonlanır ve ekip ana üs İstanbul'a döner.

15- *Uçuş görev süresi sınırlamaları:* Uçucu ekibin çalışma saatleri, ekibin göreve başlama saatine göre değişmektedir. Çizelge 4.4'te periyotlara göre azami uçuş görev süresinin üst sınırları gösterilmektedir.

$$
\begin{aligned}
&M_j^{tft} \leq M_{tft}^{maks} = 14\ saat, \quad Eğer\ \ 05{:}00 \leq S_j^{başlama} \leq 14{:}00.\\
&M_j^{tft} \leq M_{tft}^{maks} = 13\ saat, \quad Eğer\ \ 14{:}01 \leq S_j^{başlama} \leq 17{:}00.\\
&M_j^{tft} \leq M_{tft}^{maks} = 12\ saat, \quad Eğer\ \ 17{:}01 \leq S_j^{başlama} \leq 04{:}59.
\end{aligned}
\tag{4.12}
$$

Çizelge 4. 4 Azami uçuş görev süreleri

Maksimum uçuş görev periyotları		
Görev başlangıç saati	1-4 İniş	5 İniş
05:00-14:00	14 Saat	13 Saat
14:01-17:00	13 Saat	12 Saat
17:01-04:59	12 Saat	11 Saat

16- *Uluslararası istasyonlarda uçak değiştirme kısıtı:* Görevdeki uçuş ekibin uluslararası istasyonlarda uçak değiştirmesine izin verilmemektedir.

17- *Uluslararası konaklama meydanındaki maksimum dinlenme süresi kısıtı:* Yerel konaklama meydanları dışındaki istasyonlarda maksimum 42 saate kadar dinlenme süresi verilmektedir.

BÖLÜM 5

EVRİMSEL ALGORİTMALAR

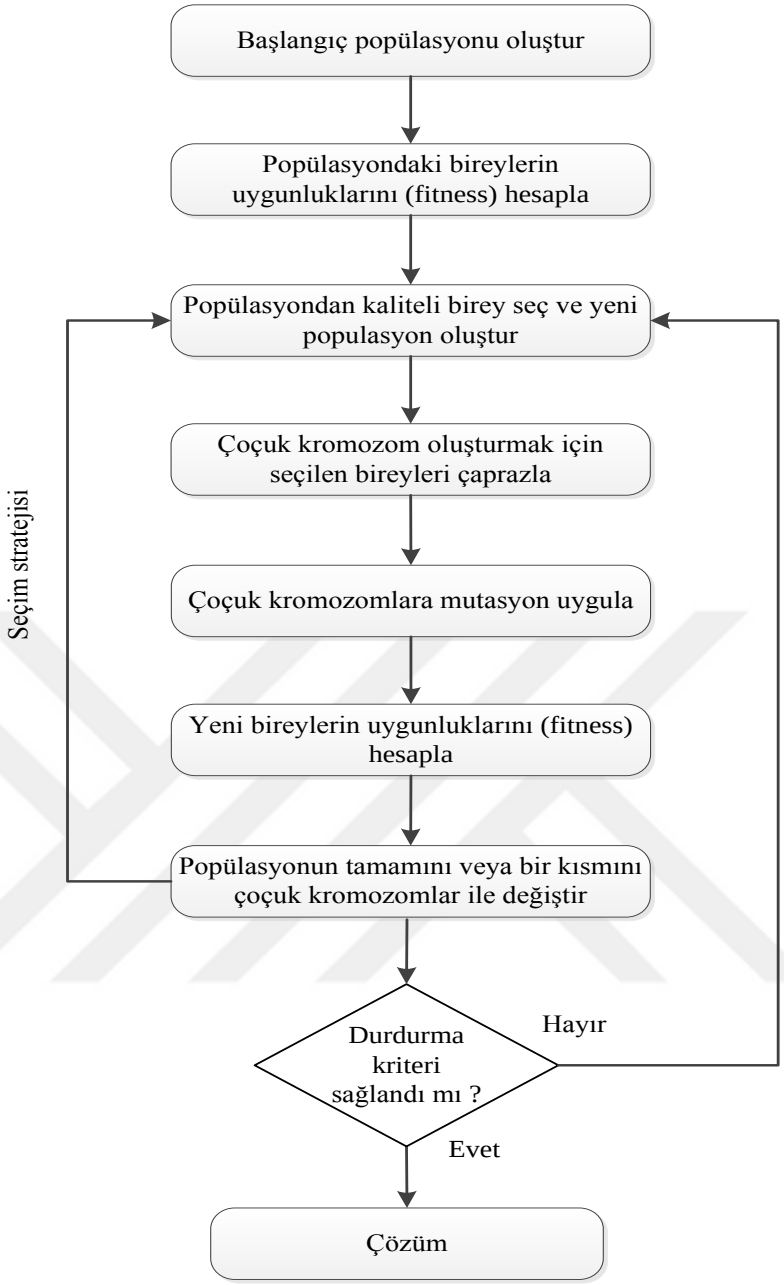
Bu bölümde evrimsel algoritma türlerinden biri olan genetik algoritma ve memetik algoritmadan bahsedilecektir. Aynı zamanda, bu algoritmalar ile havayolu ekip eşleme probleminin çözüm adımları gösterilecektir.

5.1 Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar, çeşitli optimizasyon problemlerine uygulanabilen, olasılıklara dayanarak çalışan, "zeki" arama-tarama algoritmaları olarak tanımlanabilirler. Bu algoritmanın temel ilkeleri ilk kez John Holland tarafından ortaya atılmıştır [19]. Holland [116] yaptığı çalışmaları "Doğal ve Yapay Sistemlerde Adaptosyon" adlı kitabında bir araya getirmiştir. Genetik algoritmalar, doğadaki biyolojik organizmaların geçirdikleri evrimsel süreçlerden esinlenilerek geliştirilmiştir. Evrimsel süreç ilerledikçe, popülasyon doğal seleksiyon prensibine göre evrimleşmektedir. Popülasyon içinde, diğerlerine nazaran, çevrelerine daha iyi adapte olmuş olan bireyler daha yüksek yaşama ve çoğalma şansına sahiptirler ve daha sağlıksız bireyler elenirler. Bu şekilde evrimsel süreç boyunca sağlıklı olan bireylerin genleri nesiller boyunca bir sonraki nesile aktarılır. Sağlıklı bireylerin gen kombinasyonları, kendilerinden daha sağlıklı yeni bireyler oluşmasını sağlayabilmekte ve bu şekilde evrim süreci boyunca popülasyonda daha sağlıklı bireyler oluşturabilmektedir.

Genetik algoritmalar, rastgele oluşturulan başlangıç popülasyonu ve bu popülasyon üzerinde genetik operatörler uygulayarak nesil aktarımı yapar. Popülasyondaki her kromozom (birey), problem için bir çözümü temsil etmektedir. Bu kromozomlar, problem çeşidine bağlı olarak kodlanmaktadır. Her kromozomun kalitesi, uygunluk değeri yani amaç fonksiyonu ile hesaplanmaktadır. Genetik operatör (çaprazlama ve

mutasyon) vasıtası ile yüksek kalitede olan bireyler, genlerindeki bilgiyi yeni nesillere aktarmak için diğer yüksek kalitedeki bireyler ile yeni çocuklar oluşturulur. Böylelikle ebeveynlerin genleri çocuk nesillere aktarılır ve sürekli yeni çözümler elde edilir. Problemin popülasyondaki çözümlerinin lokal maksimum veya minimuma yakalanmaması için her elde edilen çocuk kromozomun üzerindeki bazı genlerin değiştirilmesi ile mutasyon operatörünün uygulanmasıdır. Sonuç olarak elde edilen yeni nesil ya tamamen eski nesil ile yer değiştirilir (geleneksel yaklaşım), ya da eski nesilde kalitesiz olan bireyler, yeni nesildeki kaliteli bireyler ile yer değiştirilir (kararlı-durum yaklaşımı). Bu döngü durdurma koşulu sağlana kadar tekrarlanır [111]. Şekil 5.1'de genetik algoritmanın temel akışı gösterilmiştir.



Şekil 5. 1 Genetik algoritma akış şeması

5.2 Memetik Algoritma

Memetik Algoritmalar (MA), evrimsel algoritmalar içinde Yerel Arama (YA) tekniklerini kullanan ve Genetik Algoritma (GA) tabanlı melez (hibrid) yapılı sezgisel bir algoritmadır. MA uygulaması ilk olarak Moscato [117] tarafından ayrık optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilmiş popülasyon tabanlı bir evrimsel algoritmadır. Memetik algoritmasının ana kompenentleri çaprazlama, mutasyon ve yerel aramadır [118]. Yerel arama algoritmaları eldeki mevcut çözümü daha iyi bir çözüme götürmeye

çalışır. Memetik algoritmalarda, yerel arama algoritması olarak tepe tırmanma, tabu arama ve tavlama benzetimi algoritmaları kullanılmaktadır.

Memetik algoritmalar, NP-hard problemlerin çözümünde genetik algoritma ve yerel arama tekniklerini birlikte kullanan bir evrimsel algoritmadır [119]. Memetik kelimesi "meme" teriminden gelmektedir [120]. Memetik algoritma, çeşitlendirme ve yoğunlaştırma arasındaki dinamik dengeyi sağlamaktadır. Çeşitlendirme, arama uzayında araştırmayı ve yoğunlaşma ise arama sırasında elde edilen tecrübenin (bilginin) işletilmesini sağlar. MA, çeşitli problemlerde çok başarılı bir şekilde uygulanmıştır. Bunlar; çok amaçlı optimizasyon problemleri [121, 122, 123], zaman çizelgeleme problemleri [118, 119, 124, 125, 126, 127, 128, 129], akış tipi çizelgeleme [130, 131], kuadratik atama problemi [132], araç rotalama problemi [133] ve gezgin satıcı problemi [134, 135, 136]. Ayrıca literatürde çizelgeleme problemi ile ilgili birçok çalışma yayınlanmıştır.

5.3 Ekip Eşleme Probleminin Evrimsel Algoritmalar ile Çözüm Adımları

Ekip eşleme probleminin temel amacı operasyonel ekip maliyetlerini minimize eden, tüm uçuş bacaklarını kapsayan ve ekiplerin kullanımını maksimize eden bir süreçtir [72]. Kısacası uçuşlara atanan ekibin maliyetlerini minimum yapmaktır. Ekip eşleme probleminin çözümü için uçuş çizelgesinden alınan uçuşlar ile tüm yasal eşlemeler üretilir. Bu eşlemeler, ana üs İstanbul ile başlayıp İstanbul ile bitmesi gerekmektedir. Ana üs, çalışılan havayoluna göre değişiklik göstermektedir. Ekip eşlemelerin yasal olabilmesi için bazı kısıtlar göz önüne alınır. Elde edilen tüm yasal ekip eşlemeleri, optimizasyon aşamasının girdisi olarak kullanılır.

5.3.1 Optimizasyon

Optimizasyon aşamasında ise elde edilen tüm yasal ekip eşlemelerin, tüm uçuşları kapsayacak şekilde amaç fonksiyonunu minimize eden alt kümelerinin bulunması amaçlanmaktadır. Literatürde genellikle ekip eşleme problemi küme bölme veya küme kapsama problemi olarak modellenmektedir. Bu tezdeki yapılacak olan tüm çalışmalarda küme kapsama problemi dikkate alınmıştır.

Küme kapsama probleminde amaç, her bir uçuş en az bir ekip eşlemesi tarafından kapsanacak şekilde en düşük maliyetli eşlemeleri bulmaktır. Bu modelin kurulmasındaki amaç, ekip maliyetini minimize etmektir. Birden fazla kapsanan uçuşlar ise pas uçuşları temsil etmektedir. Pas uçuşlar, yolcu taşıma kapasitesini düşüren bir faktör olduğu için havayolları tarafından minimum seviyede tutulması istenir. Ayrıca küme bölme modelinde problemin çözümü imkansız olabilmekte iken küme kapsama modelinde olurlu çözüm bulunabilmektedir. Küme bölme modeli ile çözülen problemlerin en büyük sorunu, küçük boyutlu problemlerde bile oluşturulan ekip eşleme sayısının çok fazla olmasıdır [111]. Örneğin, 1000 uçuş bacağı olan orta ölçekli bir havayolu probleminin çözümü için bir milyondan fazla yasal ekip eşlemesi oluşturulmaktadır. Böyle bir durumda her bir uçuşun bir kez kapsanmasını sağlayacak minimum maliyetli çözümü bulmak imkansız hale gelmektedir.

Eşitlik 5.1'de toplam maliyetin hesaplanacağı amaç fonksiyonu gösterilmektedir. Eşitlik 5.2'de ise tüm uçuşların (satırların) en az bir kez kapsanmasını garanti altına alan kısıtı göstermektedir. Eğer bu eşitlik (*=1*) olursa küme bölme modeli olmaktadır. Uçuş kümesinin *F* ve bu uçuşlardan elde edilen yasal eşlemeler *P* olduğu düşünülürse ekip eşleme problemi için küme kapsama problemi aşağıdaki gibi ifade edilebilir [19, 20].

Küme kapsama modeli

$$Min(z) = \sum_{j=1}^{P} c_j x_j \qquad j \epsilon P \tag{5.1}$$

Kısıtlar;

$$\sum_{j=1}^{p} a_{ij} * x_j \geq 1 \qquad \forall i \in F \tag{5.2}$$

$$x_j \in \{0,1\} \qquad \forall j \in P \tag{5.3}$$

$$x_j = \begin{cases} 1 & Eğer\ eşleme\ j\ seçilmişse, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases} \tag{5.4}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & Eğer\ uçuş\ i\ eşleme\ j\ tarafından\ kapsanıyorsa, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases} \tag{5.5}$$

i; uçuş numarası (i = 1,2,…,F)

j; eşleme (j = 1,2,…,P)

c_j: *j* eşlemesinin maliyeti

x_j: *j* eşlemesinin optimal çözümde yer alıp almayacağını gösteren 0-1 değişken

a_{ij}: *i* uçuş seferinin *j* eşlemesi tarafından kapsanıp kapsanmadığını gösteren 0-1 değişken

Şekil 5.2'de 12 tane uçuş kümesi ile oluşturulan 10 yasal eşlemesinin küme kapsama modelinde gösterimi verilmiştir. Yasal eşlemelerin her biri sütun ile temsil edilirken uçuşlar ise satır ile temsil edilmektedir. En sağ tarafta ise bir uçuşun bir veya birden fazla kapsanma kısıtını göstermektedir (Eşitlik 5.2). Eğer sağ taraf (*=1*) ise her bir uçuş çözümde bir kez yer alacaktır ama (*>=1*) ise her bir uçuş birden fazla çözümde yer alabilmektedir. Burada temel amaç her bir uçuşun en az bir ekip eşlemesi tarafından bir kez kapsanarak minimum maliyetli çözüm bulunmasıdır.

Yasal Eşlemeler

Uçuşlar	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			
1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	x1	=>	1
2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	x2	=>	1
3	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	x3	=>	1
4	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	.	=>	1
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	.	=>	1
6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	.	=>	1
7	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	.	=>	1
8	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	.	=>	1
9	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	.	=>	1
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	x10	=>	1
11	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	x11	=>	1
Maliyet	15	8	23	6	34	25	10	5	48	30			

Şekil 5. 2 Örnek küme kapsama problemi

$$Min(z) = \sum_{\mathrm{p}=1}^{10} 15x_1 + 8x_2 + 23x_3 + 6x_4 + 34x_5 + \cdots 30x_{10}$$

1. kısıt: $x_1 + x_2 + x_3 + x_4 \geq 1 \quad (uçuş\ 1\ için)$

2. kısıt: $x_6 + x_7 + x_8 + x_9 \geq 1 \quad (uçuş\ 2\ için)$

.

.

11. kısıt: $x_1 + x_5 \geq 1 \quad (uçuş\ 11\ için)$

Literatüre bakıldığı zaman küme bölme veya küme kapsama problemleri en çok dal-sınır algoritması ile birlikte yaygın olarak kullanılmaktadır. Dal-sınır algoritması ile optimal çözüm bulunsa da büyük ölçekli havayolu şirketlerinde binlerce satır sayısı ve

milyonlarca sütun sayısını bulan küme kapsama modeli ortaya çıkmaktadır [111]. Beasley ve Chu [19] yaptıkları çalışmada 10000 satır ve 1000000 sütunlu çok büyük problemlerde genetik algoritmanın çözüme çok daha hızlı yakınsadığını örneklerle göstermişlerdir.

5.3.2 Ekip Eşleme Probleminde Kullanılan Evrimsel Algoritmaların Ortak Parametreleri

Aşağıda evrimsel algoritmaların özelliklerine geçmeden önce konunun daha iyi anlaşılabilmesi için bazı temel kavramların tanımı bulunmaktadır.

Gen: Kalıtsal molekülde bulunan ve organizmanın karakterlerinin tayininde rol oynayan kalıtsal birimlere denir.

Kromozom (Birey): Birden fazla genin bir araya gelerek oluşturduğu diziye denir. Genetik algoritmada, her bir çözüm bir kromozom ile temsil edilir.

Popülasyon: Kromozomlardan oluşan topluluğa denir. Popülasyon büyüklüğü genetik algoritmanın performansını etkileyen en önemli faktörlerden biridir [137]. Popülasyondaki kromozom sayısı arttıkça çözüme ulaşma süresi (iterasyon sayısı) azalsa dahi toplam çözüm süresini arttırmaktadır.

5.3.2.1 Dizi Gösterimi (Kodlama)

Genetik algoritmanın en önemli kısmını oluşturmaktadır. Kurulan modelin hızlı ve güvenilir çalışması ancak kullanılan kodlama yapısına bağlıdır. Kısacası kodlama şekli modelin verimliliği ve etkinliğini etkileyen bir yapıdır [138, 139, 140]. Kodlama önemli ölçüde problem türüne göre değişmektedir. Örneğin; araç rotalama problemi, gezgin satıcı, iş sıralama ve çizelgeleme ve karesel atama gibi kombinatoryal optimizasyon problemlerinde ikili kodlama, arama uzayını temsil etmemektedir [141]. Bu problem türlerinde genellikle sıralı kodlama kullanılmaktadır. Genetik algoritmada en çok kullanılan kodlama çeşitleri şunlardır; ikili kodlama, permütasyon (sıralı) kodlama, değer kodlama ve ağaç kodlamadır.

Ekip eşleme problem için ikili kodlama yapısı kullanılmıştır. Ayrıca kromozomun uzunluğunu ise toplam ekip eşleme sayısına eşitlenmiştir.

5.3.2.1.1 İkili Kodlama

Literatürde en çok kullanılan kodlama çeşidi olup basit bir yöntemdir. Kromozomlardaki genler 0 veya 1 değerlerinden oluşmaktadır. Bu kodlama biçimi birçok probleme uygun olmayıp, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinden sonra düzeltme (onarım) işleminden geçirilir [142]. Bu kodlama türü, 0/1 tam sayılı programlama ve sırt çantası probleminde kullanılabilir. Her biri sekiz genden oluşan iki kromozomun ikili kodlama yapısına ilişkin örnek, Şekil 5.3'te verilmiştir.

Kromozom 1	1	1	1	0	0	1	0	1
Kromozom 2	0	1	0	1	1	0	1	1

Şekil 5. 3 İkili kodlama örneği

5.3.2.1.2 Sıralı Kodlama

Sıralama problemleri için elverişli bir kodlamadır. Kromozomdaki genler permütasyon gibi dizilirler. Bu kodlama en çok iş sıralama, çizelgeleme ve gezgin satıcı problemlerinde kullanılmaktadır. Bu kodlama çeşidinde bazı problemler için çaprazlama ve mutasyon operatörlerinden sonra onarım işlemi gerekmektedir. Sıralı kodlama örneği Şekil 5.4'te verilmiştir.

Kromozom 1	7	2	8	1	4	5	3	6
Kromozom 2	5	1	6	3	7	2	8	4

Şekil 5. 4 Sıralı kodlama örneği

5.3.2.1.3 Değer Kodlama

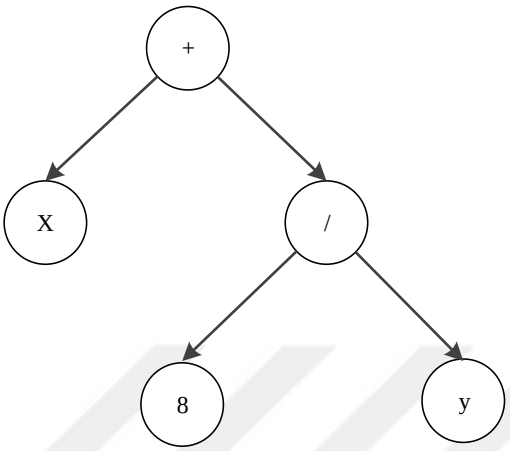
Gerçek sayılar gibi karmaşık değerlerin kullanıldığı problemlerde kullanılabilir. Bu kodlamada, kromozomlardaki genler bazı değerlere eşittir. Gen değeri karakter veya nesnelerde olabilir. Sürekli ve global optimizasyonlarda kullanılmaktadır [140]. Değer kodlama örneği Şekil 5.5'te verilmiştir.

Kromozom 1	A	H	D	J	A	I	D	F
Kromozom 2	2.3	1.4	3.9	2.6	4.5	6.8	5.1	1.9

Şekil 5. 5 Değer kodlama örneği

5.3.2.1.4 Ağaç Kodlama

Bu kodlama türü genellikle evrimleşen program veya ifadeler için kullanılmaktadır. Örneğin, genetik programlama için ağaç kodlama da her bir kromozom bazı nesnelerin ağacıdır. Ağaç kodlama örneği Şekil 5.6'da verilmiştir.



Şekil 5. 6 Ağaç kodlama örneği

5.3.2.2 Gösterim Biçimi

Ekip eşleme probleminin genetik algoritma ile çözümünde iki çeşit model önerilmiştir. Bunlar sütun (kolon) temelli gösterim [19] ve satır temelli gösterimdir [143].

5.3.2.2.1 Sütun Temelli Gösterim

Bu tezde sütun temelli gösterim dikkate alınmıştır. Sütun temelli yaklaşımda, ekip eşleme sayısını *p* ile ifade edildiğini, kromozomlardaki diziler ise 1 ve 0 değerini alabilen *p* uzunluğunda genler ile temsil edilmektedir. Kromozom üzerindeki genin değerinin 1 olması, bulunduğu indeksteki ekip eşlemesinin çözüm kümesi içinde olduğunu, 0 ise çözüm kümesinin dışında olduğunu ifade etmektedir. Örneğin, belirli bir uçuştan elde edilen yasal ekip eşleme sayısının 6 olduğunu varsayalım ve Şekil 5.7'de bu eşlemelerden rastgele olarak oluşturulan örnek bir kromozom (birey) üzerinden anlatmaya çalışalım. Kromozom uzunluğu elde edilen eşleme sayısına göre belirlenmektedir. Bizim çalışmamızda 6 tane ekip eşlemesi olduğu için kromozom uzunluğu 6'dır. Çözüm kümesi içerisinde bulunan eşlemeler 1, 2, 3 ve 5. eşlemelerdir.

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6
1	1	1	0	1	0

Şekil 5. 7 Sütun temelli gösterim

Temel olarak Şekil 5.7'deki gibi temsil edilmiş bir kromozomun uygunluk hesabı aşağıdaki eşitlik ile hesaplanabilir. Dikkat edilirse 1, 2, 3, ve 5. eşlemesinin maliyetlerin toplamı, o kromozomun uygunluğunu vermektedir.

$$\sum_{j=1}^{6} c_j x_j = c_1 x_1 + c_2 x_2 + c_3 x_3 + c_4 x_4 + c_5 x_5 + c_6 x_6$$

x_j: Eğer eşleme *j* seçilmiş ise 1 yoksa 0;

c_j: *j.* eşlemenin maliyeti

Sütun temelli gösterimde başlangıç popülasyonu rastgele oluşturulur. Popülasyondaki kromozom oluşturulduktan sonra ve algoritmanın ilerleyen aşamalarında (mutasyon işleminden sonra) her bir kromozom onarım işleminden geçirilir. Çünkü kromozomların çözüme uygun olması gerekmektedir. Algoritma koşarken, genetik algoritma operatörlerin (çaprazlama, mutasyon) kromozom üzerindeki genleri değiştirdiği görülmektedir. Böylece tüm uçuşların kapsanamadığı veya ihlal edildiği kromozomlar ortaya çıkmaktadır. Uygun olmayan kromozomları uygun hale getirmek için bir onarım mekanizmasına ihtiyaç vardır. Bunun için literatürde farklı yaklaşımlar kullanılmıştır. Birinci yaklaşımda uygun olmayan tüm kromozomlar çözüm kümesi dışına atılmaktadır. Tüm kromozomların uygun olmadığını düşünürsek bu yöntemin uygun çözüm bulamayacağı düşünülmektedir [111]. İkinci yaklaşımda ise Özdemir ve Mohan [21] önerdikleri yönteme göre uygun olmayan kromozomlar uygunluk fonksiyonunda yüksek bir ceza değeri ile yer almaktadır. Son yaklaşım ise uygun olmayan kromozomlar belirli bir kısıtlar çerçevesinde bir onarım sürecinden geçirilerek uygun hale getirilmektedir. Literatürde sezgisel tabanlı onarım stratejisi olarak geliştirilen çeşitli yöntemler vardır [10, 19].

5.3.2.2.2 Satır Temelli Gösterim

Satır temelli gösterimde, kromozomlardaki diziler uçuş sayısı kadar genden oluşmaktadır. Her bir genin indeksi (satır) uçuş numarası ile gösterilirken genin değeri

ise o uçuşu kapsayan ekip eşlemesi (sütun) ile ifade edilmektedir. Şekil 5.8'de bu yapıyla ilgili örnek bir gösterim şekli verilmiştir.

F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8	F_9
4	6	3	3	1	2	3	1	5

Şekil 5. 8 Satır temelli gösterim

Şekil 5.8'de görüldüğü üzere, kromozomdaki her bir gen bir ekip eşlemesi ile ifade edilmiştir. Burada, 1. uçuşu 4. ekip eşlemesi, 2. uçuşu 6. ekip eşlemesi kapsamaktadır. Satır temelli ve sütun temelli ifadelerin her ikisinde de uygun olmayan kromozomlar ortaya çıkmaktadır. Fakat satır temelli gösterimde, aynı ekip eşlemesi birden fazla gen tarafından kapsanacağı için farklı problemlere yol açmaktadır. Örneğin, kromozomların uygunluk değeri hesaplanırken bir uçuş birden fazla ekip eşlemesi tarafından kapsanacağı için maliyet hesabını belirsizleştirmekte ve aynı zamanda farklı kromozomların farklı gen taşımasına rağmen aynı maliyeti üretmesine sebep olacaktır. Sonuç olarak bu da bizi istediğimiz sonuca götüremeyecektir. Zeren ve Özkol [12] sütun tabanlı gösterimde iyi sonuç veren tek tip (uniform) çaprazlama operatörünün, satır temelli gösterimde kullanılması durumunda çok fazla mükerrer satır temsili ortaya çıkarmakta olduğunu ifade etmişlerdir. Ayrıca, tek noktalı çaprazlama veya çok noktalı çaprazlama operatörü ile çalıştırılsa dahi bu operatörler de hızlı yakınsama konusunda, diğer sütun tabanlı gösterimine göre çok yavaş kalmaktadırlar.

5.3.2.3 Başlangıç Popülasyonu

Genetik algoritmanın ilk aşamasıdır. Bu adımda N kromozom (birey) içeren rastgele bir popülasyon oluşturulmaktır. Başlangıç popülasyonu üretilirken hiçbir uçuş açıkta kalmayacak şekilde en az bir kere kapsanmalıdır. Başlangıç kromozomları literatürde genellikle, sezgisel bir yöntem kullanılarak ya da rastgele oluşturulmaktadır.

5.3.2.4 Uygunluk Fonksiyonu Hesabı

Bir kromozomun uygunluk değeri, problemin amaç fonksiyonuna eşittir [140]. Uygunluk değeri amaç fonksiyonun yapısına göre (maksimum veya minimum) bir kromozomun ne kadar iyi olup olmadığını gösterir. Genellikle sistemin başarısı uygunluk fonksiyonun verimli ve hassas olmasına bağlıdır [144]. Bu fonksiyon

popülasyondaki her bir kromozomun maliyetinin belirlenmesinde kullanılmaktadır. Uygunluk fonksiyonu Eşitlik 5.1 ile hesaplanabilir.

Her iterasyonda, popülasyondaki kromozomların uygunluk fonksiyonu yardımı ile değerleri hesaplanır. Optimizasyon problemindeki amaç toplam maliyetin minimize edilmesidir. Eşitlik 5.1, kromozomların çözüm kümesi içerisinde yer alan ekip eşlemelerinin toplam maliyetini vermektedir.

5.3.2.5 Seçim Operatörü

Seçim operatörü genetik algoritmanın ana bileşenlerinden biridir. Bu operatörün temel amacı daha iyi bir kromozomu, yüksek şansla çaprazlama operatörüne göndermektir. Böyle bir seçim baskısı ile iyi ebeveynlerden (ata) daha iyi çocuklar üretilecektir [140]. Çaprazlama operatörü genetik bilginin yeni nesillere aktarılma aşaması olduğu için çaprazlamaya girecek olan kromozomların seçim aşaması önem taşımaktadır [111].

Seçim işlemleri genelde orana dayalı veya sıraya dayalı seçim olmak üzere ikiye ayrılabilmektedir. Orana dayalı seçimde, popülasyondaki kromozomlar uygunluk değerine göre seçilmektedir. Sıraya dayalı seçimde ise kromozomların uygunluk değerine göre değil, sıralarına göre seçilmektedir [145]. Literatürde seçim operatörü olarak kullanılan birçok operatör vardır. Bunlardan en çok kullanılanlar; ikili turnuva seçimi, rulet çemberi seçimi, orantılı seçim, sıralı seçim, stokastik evrensel örnekleme, elitist seçim ve kararlı-durum seçimidir [19, 13, 146]. Bu tezde, diğer seçim operatörleri ile kıyaslayınca daha iyi performans gösterdiğinden ikili turnuva seçimi kullanılacaktır.

5.3.2.5.1 İkili Turnuva Seçimi

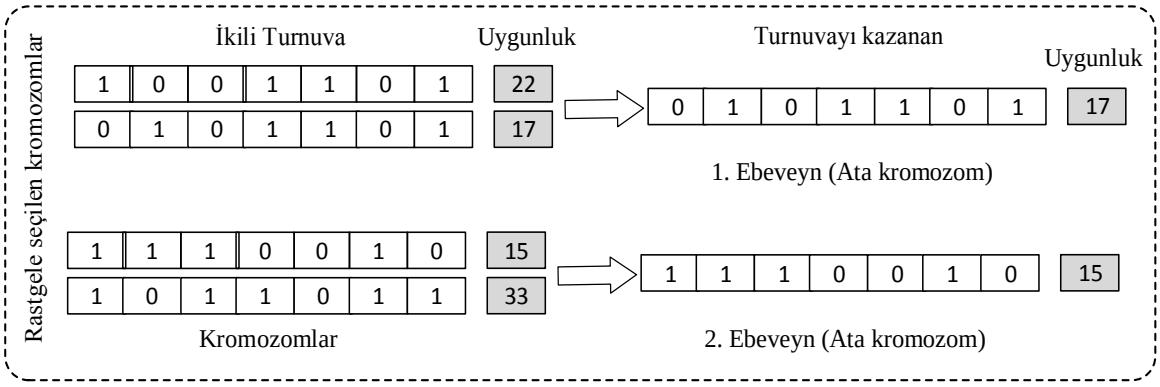
Turnuva seçim yönteminde, rastgele olarak *n* adet kromozom seçilir. Bu *n* adet içerisindeki kromozomlar birbirleriyle turnuva yaparak en iyi uygunluk değerine sahip olan kromozom, ebeveyn (anne veya baba) olarak belirlenir. Çaprazlama operatörüne gönderilecek ilk ebeveyn kromozomun seçiminden sonra ikinci bir ebeveyn kromozom seçimi için bu işlem yeniden tekrarlanır [147]. Burada rastgele seçilen kromozom sayısı literatürde genellikle *n=2* olarak alınmaktadır. Bu çalışmada da *n=2* alınacak olup tur sayısı (kromozom seçim tekrarı) parametre deneyi ile belirlenecektir. İkili turnuva yöntemi ekstra bir hesaplama gerektirmediğinden çok hızlı çalışmaktadır. Turnuva

yönteminin diğer seçim yöntemlerine göre en büyük avantajı, kromozom grupları arasındaki iyi bireylerin genetik bilgileri çaprazlama operatörüne gönderildiği için yeni nesiller oluştururken avantaj sağlayacaktır [19]. Bu tezde aşağıdaki gibi bir yöntem uygulanacaktır.

1. Başlangıç popülasyonundan iki adet rastgele kromozom seçilir.
2. Bu iki adet kromozom uygunluk değerlerine göre turnuvaya sokulur. En iyi (minimum) uygunluk değerine sahip olan kromozom bu turnuvanın seçileni (kazananı) olur.
3. Sonra yine popülasyonundan iki adet rastgele kromozom seçilir.
4. Yine bu iki kromozom turnuvaya sokulur ve en iyi uygunluk değeri olan seçilir.

2. ve 4. adımlarda seçilen iki ebeveyn kromozom, yeni nesiller (çocuklar) üretmek için bir sonraki aşama olan çaprazlama operatörüne gönderilirler. Burada tur sayısı da iki alınmıştır.

Örnek: Yukarıdaki adımları anlatan Şekil 5.9'da basit bir örnek verilmiştir. Bu örnekte başlangıç popülasyondan rastgele iki kromozom seçilmiş ve en iyi uygunluk değere sahip olan kromozom bu turnuvayı kazananı seçilir. Sonra döngü başa döner ve tekrar aynı işlemler ile ikinci bir kromozom seçilir.



Şekil 5. 9 Turnuva yöntemi

5.3.2.5.2 Orantılı Seçim

Bu operatörde ise popülasyondaki kromozomlar, uygunluk değerlerine göre seçilirler. Fakat bu yöntemin dezavantajı, genetik algoritma ilerledikçe kromozomların uygunluk değeri bir birine çok yaklaşmakta ve neredeyse kromozomların seçilme olasılığı eşit olabilmektedir [111]. Orantılı seçimin içerisinde rulet çemberi ve stokastik evrensel

seçim operatörleri vardır [106]. Eşitlik 5.6 ile kromozomların seçilme olasılıkları hesaplanır.

$$o_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{n} f_i} \tag{5.6}$$

$o_i = i.kromozomun\ seçilme\ olasılığı$

$i = 1,2 \dots \dots \dots n\ (popülasyondaki\ kromozomlar)$

$f_i = i.kromozomun\ uygunluk\ değeri$

$k_i = i.kromozomun\ kümülatif\ olasılığı$

Örnek: Çizelge 5.1'de altı kromozomlu bir popülasyon örneği verilmiştir. Kromozomların uygunluk değeri $\sum_{i=1}^{n} f_i$ eşitliği ile hesaplanır. Seçilme olasılıkları o_i ise Eşitlik 5.6 ile hesaplanır.

Çizelge 5. 1 Popülasyon örneği

	Popülasyon					
Kromozom	1	2	3	4	5	6
Uygunluk Değeri (f_i)	2	5	7	3	10	4
Seçilme olasılığı (o_i)	0.06	0.16	0.23	0.10	0.32	0.13
Kümülatif olasılık (k_i)	0.06	0.23	0.45	0.55	0.87	1.00

Şimdi 0 ile 1 arasında bir rastgele *r* sayısı üretiriz ve bu sayı r=0.73 olsun. Bu ürettiğimiz sayı $k_4 = 0.55 < 0.73 < k_6 = 1.00$ arasında olduğu için bizim seçtiğimiz kromozom "5" olmuş oluyor.

5.3.2.5.2.1 Rulet Çemberi Seçimi

Genetik algoritmada çok yaygın kullanılan seçim stratejilerinden biridir [140, 148]. Rulet çemberi seçiminde, ebeveynler uygunluk değerine göre seçilirler. Uygunluk değeri daha iyi olan kromozomların seçilme olasılıkları daha fazladır. Bu seçim operatöründe, kromozomların seçilme olasılıkları uygunluk fonksiyonlarıyla orantılıdır. Rulet çemberindeki *i.* aralık *i.* kromozomu temsil etmekte ve bu aralığın genişliği kromozomların seçilme olasılığını göstermektedir. Daha sonra bir bilye atılmakta ve bilyenin durduğu yerdeki kromozom seçilmektedir. Uygunluk değeri yüksek olan kromozomlar çemberde daha büyük bir orana sahip olduğu için seçilme şansları doğal olarak daha yüksek olacaktır [149]. Bu seçim yöntemi, popülasyondaki kromozomların uygunluk değeri arasında büyük farklılıklar bulunduğu zaman bir dezavantaj

sağlamaktadır. Çünkü yeni nesiller oluştururken genetik çeşitlilik sağlayamayabiliriz. Bu seçim operatörünün süreçleri şunlardır;

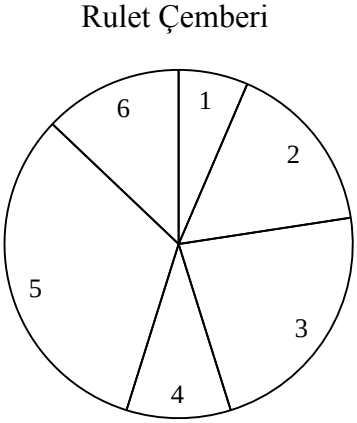
1. Popülasyondaki tüm kromozomların uygunluklarını toplayarak toplam uygunluk değeri elde edilir.
2. Rastgele bir sayı üret (0 ile toplam uygunluk değeri arasında).
3. Sıfırdan itibaren popülasyondaki kromozomların sırasıyla uygunluk değerlerini toplaya toplaya giderek bir değer oluştur.
   3.1. Eğer 2. Adımda üretilen rastgele sayı bu adımdaki toplam değerinden büyük olur olmaz çemberi durdur ve bulunduğu değer hangi kromozomun uygunluk değeri aralığında ise o kromozomu seç.
4. Durdurma koşulu sağlanana kadar devam et.

Veya sırasıyla popülasyondaki kromozomların uygunluk değerini, toplam uygunluk değerine bölerek rulet çemberinde 0 ile 1 arasında bir oran oluştur. Çemberdeki kromozomların uygunluk değeri toplamı 1'e eşittir. Daha sonra çember çevrilir ve bilyenin durduğu yerdeki kromozom seçilir [106].

Örnek: Çizelge 5.2'de bu konun daha iyi anlaşılması için 6 kromozomlu bir popülasyon örneği verilmiştir. Kromozomların uygunluk değerlerine göre seçilme olasılıklarını orantılı seçimdeki eşitliğe göre hesaplarız. Rulet çemberinde her bir kromozom seçilme olasılıklarına göre çemberde bir yüzdeye sahiptir. 1. kromozomun %6 ve 6. kromozomun %13 gibi bir payı vardır. Sonra çember çevrilir ve düştüğü aralıktaki kromozom yeni yığına bir kopya bırakır (Şekil 5.10). Bu işlem seçilecek kromozom sayısı kadar tekrarlanır.

Çizelge 5. 2 Rulet çemberi örneği

	Popülasyon					
Kromozom	1	2	3	4	5	6
Uygunluk Değeri	2	5	7	3	10	4
Seçilme olasılığı	0.06	0.16	0.23	0.10	0.32	0.13



Şekil 5. 10 Rulet çemberi örneği

5.3.2.5.2.2 Stokastik Evrensel Örnekleme Seçimi

Rulet çemberindeki önyargıyı azaltmak için bu seçim operatörü geliştirilmiştir [140]. Stokastik seçim operatörü, rulet çemberine benzemektedir. Çemberin dış kısmında eşit aralıklara bölünmüş ibreler vardır. Daha sonra çember döndürülür ve hangi kromozomun kaç kere seçileceği çemberin dış kısmındaki ibre ile belirlenir [150].

5.3.2.5.3 Rütbe (Sıralı) Seçim

Sıralı seçim operatörü Baker [151] tarafından önerilmiştir. Bu seçim operatörün işleyişi kısaca özetlemek gerekirse; öncelikle popülasyondaki kromozomlar uygunluk değerlerine göre en iyiden en kötüye doğru sıralanır. Sonra bir fonksiyon yardımıyla en iyi kromozomdan başlayarak kromozomlara çaprazlama için bir kopya sayısı atanır.

5.3.2.5.4 Elitist Seçim

Popülasyonda en iyi uygunluk değerine sahip kromozom veya belirli bir yüzdeye giren en iyi kromozomlar korunarak yeni popülasyona doğrudan eklenir. Amaç, en iyi uygunluk değerine sahip kromozom veya kromozomların genetik operatörler (çaprazlama, mutasyon) kullanımı sonucunda kaybolmasını önlemektir.

5.3.2.5.5 Kararlı-Durum Seçimi

Her yeni nesilde yüksek uygunluk değerine sahip kromozomlar, yeni çocuklar oluşturmak için seçilir. Seçilen bu kromozomlara genetik operatörler uygulanarak yeni

çocuklar elde edilir. Sonra elde edilen çocuklar ile popülasyonda düşük uygunluğa sahip kromozomlar yer değiştirir. Diğer bir yöntem ise elde edilen yeni çocuklar, kendilerini oluşturmakta kullanılan kromozomlar ile yer değiştirir.

5.3.2.6 Genetik Operatörler

Yeni çocuklar üretecek ata kromozomların seçim işleminden sonra kromozomlar çaprazlama ve mutasyon adı verilen genetik operatörlere gönderilir. Bu operatörler kromozomlarda çeşitlilik sağlama açısından önemli rol oynamaktadır [140]. Bu operatörleri kullanmaya başlamadan önce ilk olarak genetik algoritmanın performansını etkileyecek çaprazlama ve mutasyon olasılıklarını belirlemek gerekir. Çaprazlama olasılığı, çaprazlamanın hangi sıkla olacağını belirtir. Çaprazlama olasılığı %0 ile %100 arasında bir değerdir. Eğer çaprazlama olasılığının %100 olması tüm ebeveyn kromozomların çaprazlama operatörüne girmesi veya bu olasılığın %0 olması ise üretilecek çocukların ata kromozomların birebir kopyası olması anlamına gelmektedir. Bu olasılık yaygın olarak %45 ile %95 aralığında kullanılmaktadır. Bu tezde çaprazlama olasılığı parametre deneyi ile belirlenecektir. Mutasyon olasılığı ise mutasyonun hangi sıklıkla olacağını belirler. Eğer mutasyon yok ise çaprazlama operatöründen gelen çocuk kromozomlar genetik olarak herhangi bir değişikliğe uğramazlar. Eğer mutasyon olasılığı %100 ise kromozomdaki tüm genler değişir veya %0 olması durumunda ise hiçbir gen değişmez. Mutasyon olasılığı ise genellikle %0.1 ile %1 aralığında kullanılır [139, 140, 148].

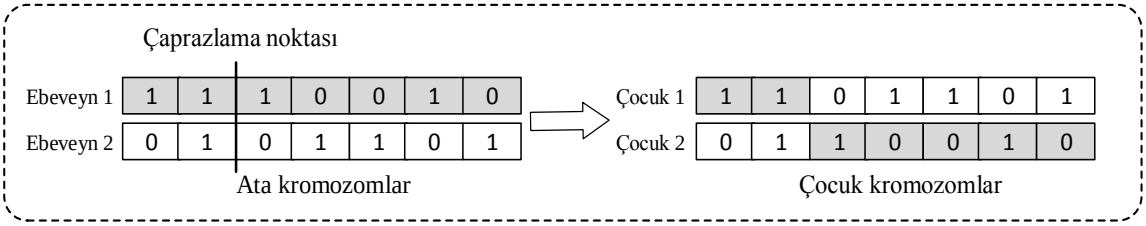
5.3.2.6.1 Çaprazlama

Çaprazlama operatörü ile ebeveyn kromozomların birbirleri arasında gen alışverişiyle, bazı karakteristik özelliklerinin (genetik bilginin) yeni nesillere aktarıldığı yani çocuk kromozomların oluşturulduğu aşamadır. Seçim operatörü ile yüksek uygunluk değere sahip iki kromozom seçiminden sonra çaprazlama operatörü ile bir veya iki çocuk oluşturulabilmektedir [111]. Literatürde dizayn edilmiş birçok çaprazlama çeşidi vardır [148, 152]. Literatürde en sık kullanılanlar; tek noktalı çaprazlama, iki noktalı çaprazlama ve uniform çaprazlamadır. Bunlar ayrıca, ikili (0 veya 1) kodlanmış problemlerde, performans açısından çok kullanılır [140, 153]. Bunu sebebi ise

kullanılacak çaprazlama çeşidi, problemin kodlama (ikili, sıralı gibi) türüne göre değişiklik gösterir. Örneğin sıralı kodlanmış problem için uniform çaprazlama uygun değildir (Burke ve Kendall, 2005). *Bu tezde üç çaprazlama operatörü de denenmiş ve algoritmanın en iyi sonucu verdiği operatör olarak tek noktalı çaprazlama olduğu saptanmıştır*.

5.3.2.6.1.1 Tek Noktalı Çaprazlama

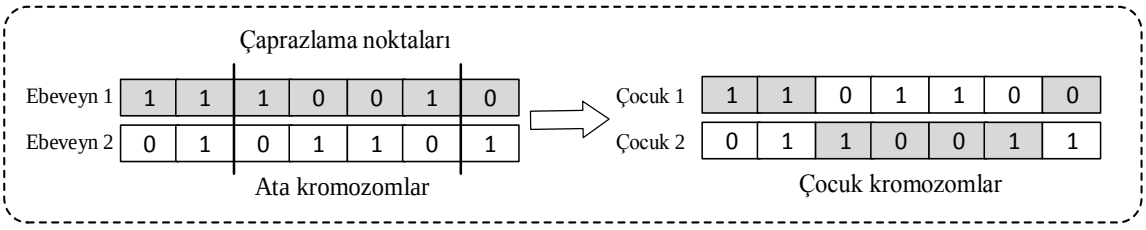
Bu çaprazlama, genetik algoritmanın kullandığı en basit çaprazlamadır [144]. Tek noktalı çaprazlamada, çaprazlama noktası belirlendikten sonra birinci ebeveyn çaprazlama noktasına olan kısmı ile ikinci ebeveyn çaprazlama noktasından sonraki genler bir araya getirilerek çocuk kromozomlar oluşturulur. Kısacası üretilen rastgele sayıdan önce gelen genler değiştirilmeden korunurken, bu sayıdan sonraki gelen genler yer değiştirerek 2 tane çocuk elde edilir. Bu çaprazlama operatöründe, çaprazlama noktası 1 ile kromozom uzunluğuna eşit veya daha küçük bir rastgele sayı üretilerek belirlenir. Aşağıda bu operatör ile ilgili basit bir örnek verilmiştir. Bu örnekte çaprazlama noktası olarak kromozom uzunluğu 7 olan ebeveynden 1 ile 7 sayısı arasından 2 tane rastgele sayısı seçildiğinde elde edilen çocuk kromozomlar Şekil 5.11'deki gibidir.



Şekil 5. 11 Tek noktalı çaprazlama

5.3.2.6.1.2 İki Noktalı Çaprazlama

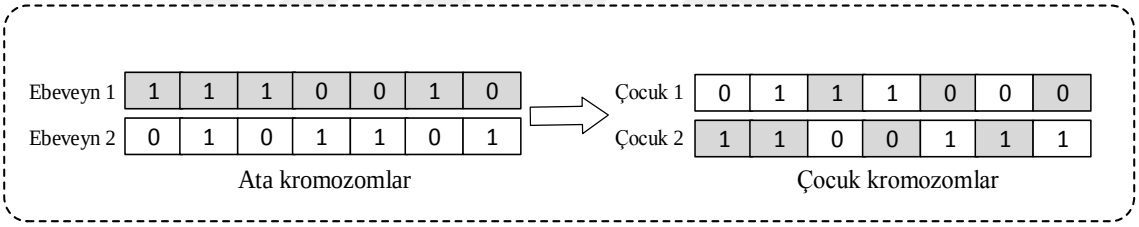
İki noktalı çaprazlama operatöründe, kromozomlar arasındaki gen değişimleri rastgele olarak seçilen aynı olmayan iki nokta arasında kalan genlerin yer değiştirmesidir. Şekil 5.12'de iki noktalı çaprazlama örneği verilmiştir. Bu örnekte çaprazlama noktaları olarak 1 ile 7 sayısı arasından 2 ve 6 rastgele sayıları seçilmiştir. Daha sonra bu noktalar arasında kalan genler yer değiştirerek 2 tane çocuk kromozom elde edilmiştir.



Şekil 5. 12 İki noktalı çaprazlama

5.3.2.6.1.3 Uniform Çaprazlama

Bir diğer yaygın olarak kullanılan operatör uniform çaprazlamadır [154, 155]. Birinci ebeveynin her bir geni 0.5 mutasyon olasılığıyla, ikinci ebeveyne karşılık gelen gen ile yer değiştirir. Şekil 5.13'deki örnekte, mutasyon olasılığına göre ata kromozomlar birbirleri ile gen değiştirerek iki çocuk elde edilmiştir. Her bir gen için 0 ile1 arasında üretilen rastgele sayılar: 0.8, 0.6, 0.3, 0.9, 0.1, 0.7 ve 0.2 'dir. Birinci ve ikinci ebeveyne karşılık gelen bu rastgele sayılar 0.5'ten az ise genler karşılıklı olarak yer değiştirir.



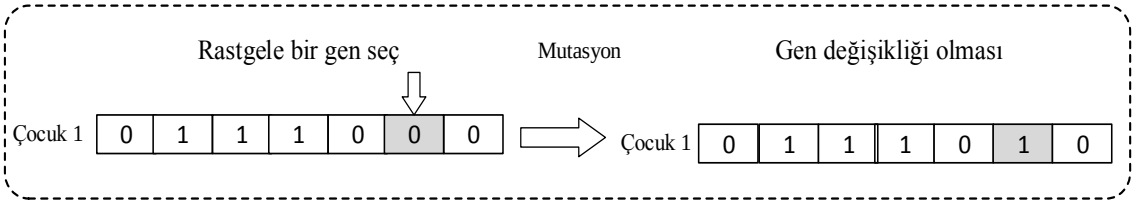
Şekil 5. 13 Uniform çaprazlama

5.3.2.6.2 Mutasyon Operatörü

Mutasyon, algoritmanın lokal (yerel) maksimum ve lokal minimum noktalara yakalanmamasını, nesildeki kromozomların birbirini tekrarlamamasını ve popülasyonda çeşitliliğin sürdürülmesini sağlar. Bu operatör, çaprazlama operatöründen sonra gönderilen çocuk kromozomların üzerindeki genlerinde, mutasyon olasılığına göre çok küçük bir değişiklik yapar. Aslında bu işlem ile çözüm uzayını yeni alanlara yönlendiririz. Algoritma optimum noktaya yaklaştıkça yakınsama hızı azalmaktadır. Bu yüzden mutasyon operatörün sağlayacağı arama mekanizması, çaprazlama operatörünün sağladığı ilerlemeden daha önemli hale gelmektedir [12]. Mutasyon da çaprazlama gibi belirli bir olasılık değerine göre genleri mutasyona uğratır.

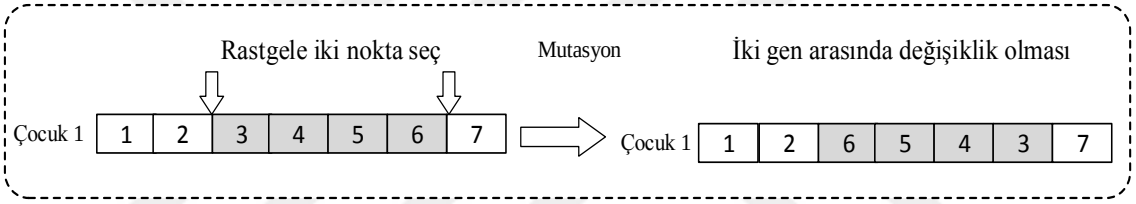
Problemin kodlanma türüne (gösterim şekline) bağlı olarak literatürde birçok mutasyon operatör çeşidi bulunmaktadır. Bunlar aşağıdaki gibidir;

1. Bit flip (bit tersine çevirme): Kromozom üzerindeki genlerden rastgele bir tanesi “0” ise “1” veya “1” ise “0” olarak değiştirilir. Bu durum bazen mutasyon olasılığına göre değişebilmektedir. Örnek olarak birden fazla genin değiştirilebilme ihtimali de vardır. Ama bu çalışmada sadece bir tane gene mutasyon uygulanmaktadır. Şekil 5.14’te örnek gösterimi yapılmıştır.



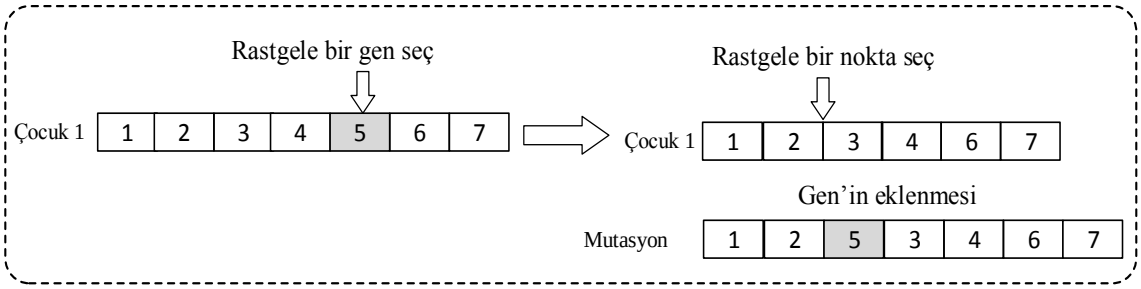
Şekil 5. 14 Bit flip örneği

2. Inversion (Tersleme): Kromozom üzerindeki genlerden rastgele iki nokta seç ve noktalar arasında kalan genleri ters çevir. Şekil 5.15’te örnek gösterimi yapılmıştır.



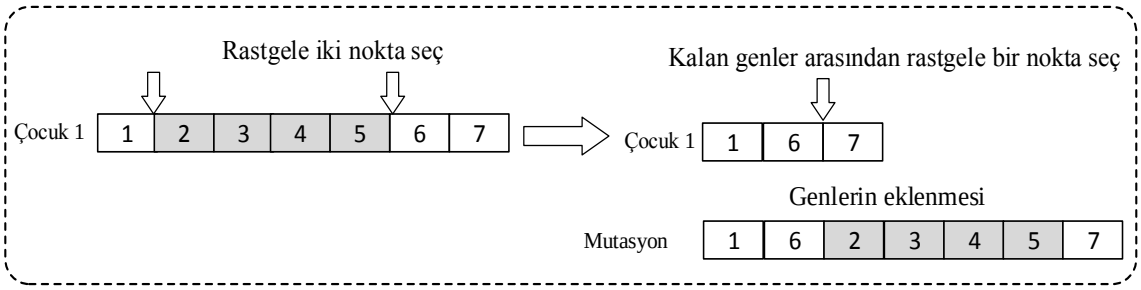
Şekil 5. 15 Ters çevirme örneği

3. Insertion (Yerleştirme-Ekleme): Kromozom üzerindeki genlerden rastgele bir nokta (gen) seç ve bunu çıkar. Daha sonra kalan genler arasından başka bir nokta seç ve başta seçtiğimiz geni bu noktaya ekle. Şekil 5.16’da örnek gösterimi yapılmıştır.



Şekil 5. 16 Ekleme örneği

4. Displacement (Çıkarma-Yer değiştirme): Kromozom üzerindeki genlerden rastgele iki nokta seç ve noktalar arasında kalan genleri dışarı çıkar. Daha sonra kalan genler arasından başka bir nokta seç ve başta seçtiğimiz genleri bu noktaya ekle. Şekil 5.17’de örnek gösterimi yapılmıştır.



Şekil 5. 17 Yer değiştirme örneği

5.3.2.7 Düzeltme-Onarım (Repair) Algoritması

Çaprazlama ve mutasyon işlemlerinden sonra elde edilen çocuk kromozomların uygun (feasible) olma garantisi yoktur. Beasley ve Chu [19] önerdikleri yöntem ile oluşabilecek uygun olmayan kromozomların onarılması yoluna gidilmiştir. Uygun olmayan kromozomdan kasıt tüm uçuşların kapsanmaması olayıdır. Bir kromozom her bir uçuş bacağı tarafından kapsanmalıdır.

$$Onarım\ algoritması = \frac{Ekip\ eşlemesinin\ maliyeti}{Ekip\ eşlemesin\ içerdiği\ kapsanmamış\ uçuş\ sayısı} \tag{5.7}$$

İlk olarak uygun olmayan bir kromozomu uygun hale getirebilmek için çözüm kümesi tarafından kapsanmamış uçuşlar ve bu uçuşların kapsanabilmesi için çözüm kümesine eklenebilecek olan ekip eşlemeleri belirlenir. Kapsanmayan uçuşları kapsamak üzere hangi ekip eşlemesinin çözüm kümesine ekleneceği Eşitlik 5.7 ile karar verilmektedir.

5.3.2.8 Popülasyon Yenileme

Genetik algoritmanın son adımı popülasyon yenilenmesidir. Bu adımda ebeveynlerin ve üretilen çocuk kromozomların hayatta kalanların seçim aşamasıdır. Çünkü popülasyon sayısı sabit olduğundan kromozomların seçim stratejisi ile bu sayının sabit tutulması sağlanır. Popülasyon yenilenme aşaması için kullanılan temel iki yaklaşım; nesilsel yaklaşım ve karalı-durum'dır [140]. Bu tezde kararlı-durum yaklaşımı kullanılacaktır. Ayrıca elitist yaklaşımda test edilmiş fakat kararlı-durum yaklaşım daha iyi performans gösterdiği için bu yaklaşım tercih edilmiştir.

a) Nesilsel yaklaşım: Bu seçim stratejisinde, tüm çocuk kromozomlar ile tüm ebeveynlerin yer değiştirildiği bir yaklaşımdır. Bu yaklaşıma elitist yaklaşımda denilmektedir ve aşağıda bu algoritmanın çalışma mantığı gösterilmiştir.

1. Tüm ebeveynler ile çocuk kromozomları bir araya getirilir.
2. Uygunluk fonksiyonlarına göre sırala (Maliyet minimum ise küçükten büyüğe sırala)
3. Örneğin en iyi ilk 30 birey bir sonraki iterasyon için saklanır kalanlar ise atılır (Bu çalışmada popülasyon sayısı parametre deneyi ile belirlenecektir.)

   veya;

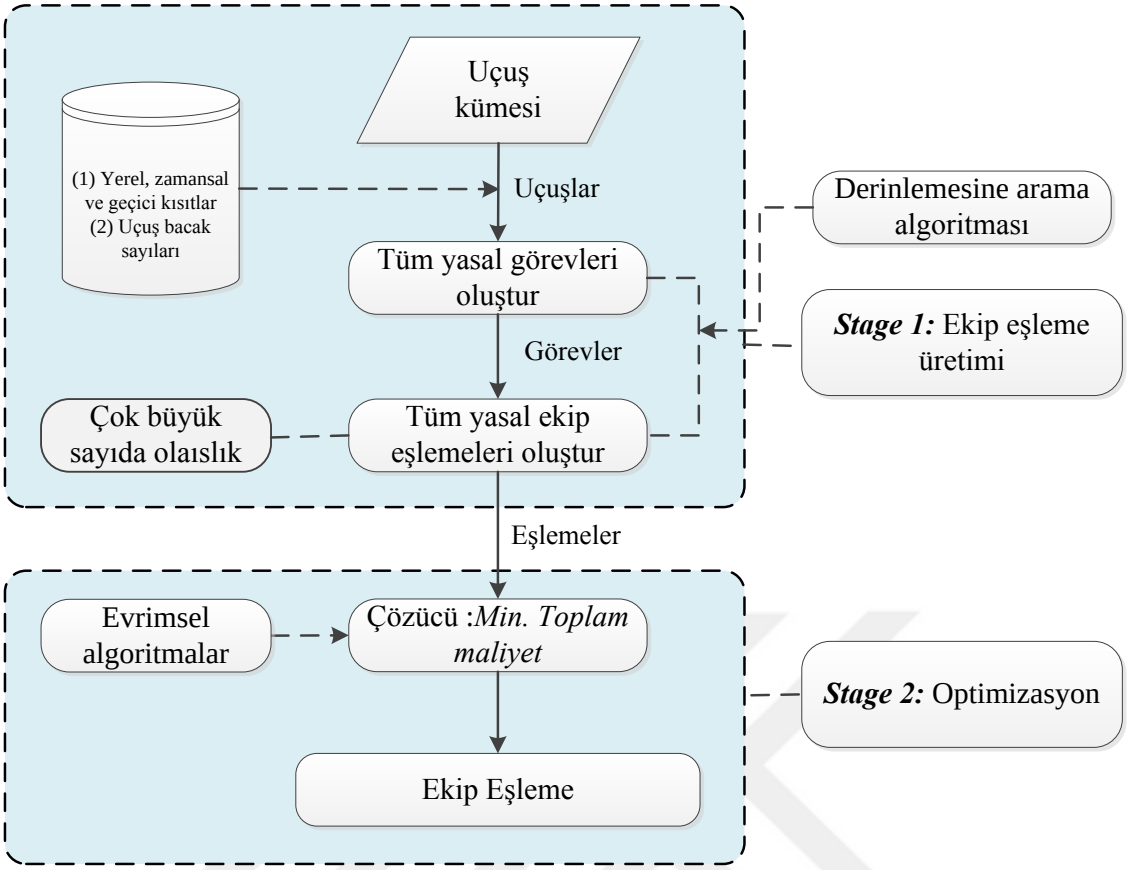
1. Başlangıç popülasyonundan en iyi iki veya belirli bir yüzdeye giren kromozomları ileriki nesiller için sakla
2. Daha sonra popülasyon için eksik bireyleri yani çocuk kromozomları üret

   Popülasyonda en iyi uygunluk değerine sahip kromozom veya belirli bir yüzdeye giren en iyi kromozomlar korunarak yeni popülasyona doğrudan eklenir. Amaç, en iyi uygunluk değerine sahip kromozom veya kromozomların genetik operatörler (çaprazlama, mutasyon) kullanımı sonucunda kaybolmasını önlemektir.

b) Kararlı-durum yaklaşımı: Bu yaklaşımda, her bir iterasyonda bir veya iki çocuk üretilir. Daha sonra üretilen bu çocuk kromozom popülasyondaki en kötü bireyle veya ebeveynleriyle yer değiştirilir.

5.4 Klasik Genetik Algoritma Varyantları ve Memetik Algoritma ile Ekip Eşleme Probleminin Çözümü

Ekip çizelgeleme problemi genellikle kompleks bir yapıya sahip olduğu ve çok sayıda ekip eşlemesi içerdiği için çözülmesi NP-zor problemlerden biridir. Bu yapıda olan problemlerin çözümünü kolaylaştırmak için literatürde çok sayıda yöntem önerilmiştir. Özellikle meta-sezgisel tabanlı algoritmalar başarı ile çözüm önerisi olarak kullanılmıştır. Bu yüzden burada ekip eşleme probleminin evrimsel algoritmalar ile çözümü gösterilecektir. Ekip eşleme probleminin klasik evrimsel yöntemler ile çözümünün aşamaları Şekil 5.18'de gösterilmiştir. Önerilen metodoloji iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada derinlemesine arama algoritması ile belirli kısıtlar dahilinde tüm eşlemeler üretilir. İkinci aşamada ise optimizasyon yöntemleri (evrimsel algoritmalar) ile bu üretilen eşlemelerden tüm uçuşları kapsayan minimum maliyetli ekip eşlemeleri seçilir.

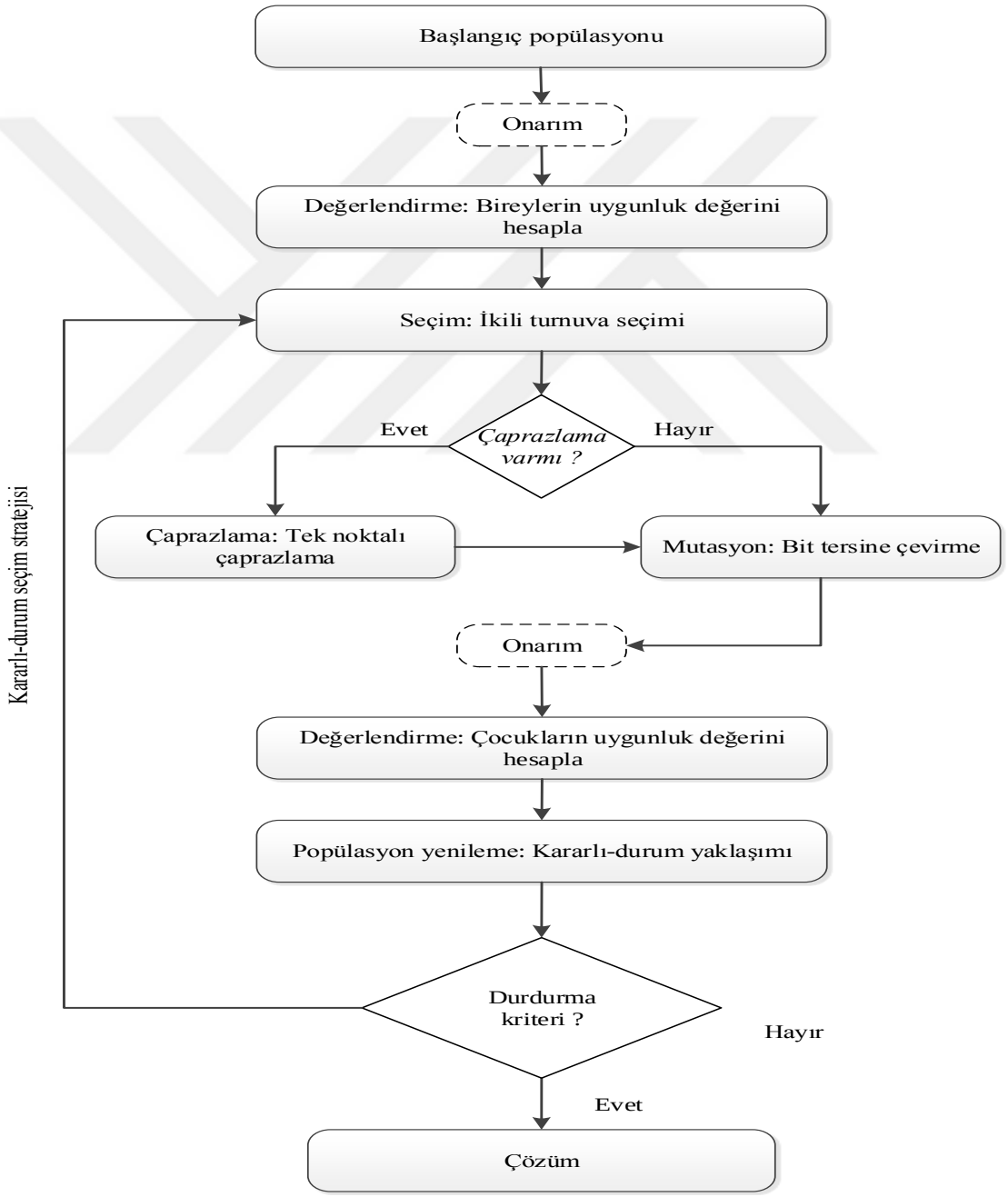


Şekil 5. 18 Evrimsel algoritma tabanlı önerilen metodolojinin adımları

Önerilen modelin iki aşamalı olma sebebi, büyük boyutlara oluşan arama uzayından dolayıdır. Kısıtlar ve amaç fonksiyonu modelin çözümünü zorlaştırmaktadır. Bu yüzden kısıtlar ve amaç fonksiyonu tamamen birinci aşamada dikkate alınmasıyla birlikte, optimizasyon aşaması bunlardan bağımsız olmuş olur. Böylelikle ilk aşamada büyük sayıda üretilen ekip eşlemeleri, optimizasyon aşamasında kolay bir şekilde küme kapsama problemi olarak modellenebilmektedir [16].

Örnek olması açısından ekip eşleme problemini evrimsel algoritma türlerinden iki çeşit genetik algoritma ve bir memetik algoritma yaklaşımı kullanılarak çözülmeye çalışılmıştır. Önerilen birinci genetik algoritmanın (GA1) akış şeması Şekil 5.19'da gösterilmiştir. İkinci önerilen genetik algoritmanın (GA2) yalancı kodu (pseudo-code) Algoritma 5.1'de gösterilmiştir. Son olarak önerilen memetik algoritmanın (MA) yalancı kodu ise Algoritma 5.2'de gösterilmiştir. İlk olarak, bu üç algoritmanın başlangıç popülasyonu için bilgi tabanlı sezgisel algoritma geliştirilmiştir. İkinci olarak, başlangıç popülasyonundan sonra GA2 ve MA'ya çeşitli yerel optimizasyon teknikleri uygulanmıştır.

Birinci yaklaşım GA1'de standart genetik algoritmanın adımları uygulanmıştır. Bu algoritma da klasik olarak sırasıyla başlangıç popülasyonun oluşturulması, onarım, bireylerin uygunluk değerinin hesaplanması, çaprazlama, mutasyon ve popülasyon yenileme aşamalarıdır. İkinci yaklaşım GA2'de GA1 den farklı olarak onarım mekanizmasından sonra LC1 (yerel arama algoritması) ve HC1 (tepe tırmanma) optimizasyon teknikleri uygulanmıştır. Üçüncü yaklaşım MA'da ise GA2'den farklı olarak onarım mekanizmasından sonra LC2 ve HC2 yerel optimizasyon teknikleri uygulanmıştır.



Şekil 5. 19 Standart genetik algoritma akış şeması (GA1)

Algoritma 5. 1 Genetik algoritma (GA2)

popSize rastgele başlangıç popülasyonu oluştur.

// Her bireye *onarım (düzeltme)* uygula

// Her bireye *YerelOptimizasyon* (LC1) uygula

Her bireyi *değerlendir*

while durdurma kriteri sağlanmayana kadar **do**

$Ebeveyn_1$ ← Seçim-Ebeveyn(popülasyon, tur sayısı)

$Ebeveyn_2$ ← Seçim-Ebeveyn(popülasyon, tur sayısı)

$Çocuk_1$ ← Uygula-Çaprazlama(*tek noktalı çaprazlama*, $Ebeveyn_1$, $Ebeveyn_2$)

$Çocuk_2$ ← Uygula- Çaprazlama (*tek noktalı çaprazlama*, $Ebeveyn_1$, $Ebeveyn_2$)

$Çocuk_1'$← Uygula-Mutasyon(*bit-tersine çevirme*, $Çocuk_1$)

$Çocuk_2'$← Uygula- Mutasyon (*bit- tersine çevirme*, $Çocuk_2$)

$Çocuk_1'$← Onarım($Çocuk_1'$), $Çocuk_2'$← Onarım ($Çocuk_2'$)

$Çocuk_1''$← Uygula-TepeTırmanma(hc_1, $Çocuk_1'$)

$Çocuk_2''$← Uygula-TepeTırmanma (hc_1, $Çocuk_2'$)

Ebeveyn ve çocukların en iyi ikisi, popülasyondaki en kötü iki birey ile yer değiştirir.

end while

Algoritma 5.1 ve Algoritma 5.2'de uygulanan yerel arama algoritmanın ayrıntıları aşağıda detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

Algoritma 5. 2 Memetik algoritma

popSize rastgele başlangıç popülasyonu oluştur.

// Her bireye *onarım (düzeltme)* uygula

// Her bireye *TepeTırmanma* (HC2) uygula

// Her bireye *YerelOptimizasyon* (LC2) uygula

Her bireyi *değerlendir*

while durdurma kriteri sağlanmayana kadar **do**

$Ebeveyn_1$ ← Seçim-Ebeveyn(popülasyon, tur sayısı)

$Ebeveyn_2$ ← Seçim-Ebeveyn(popülasyon, tur sayısı)

$Çocuk_1$ ← Uygula-Çaprazlama(*tek noktalı çaprazlama*, $Ebeveyn_1$, $Ebeveyn_2$)

$Çocuk_2$ ← Uygula- Çaprazlama (*tek noktalı çaprazlama*, $Ebeveyn_1$, $Ebeveyn_2$)

$Çocuk_1'$← Uygula-Mutasyon(*bit-tersine çevirme*, $Çocuk_1$)

$Çocuk_2'$← Uygula- Mutasyon (*bit- tersine çevirme*, $Çocuk_2$)

$Çocuk_1'$← Onarım($Çocuk_1'$), $Çocuk_2'$← Onarım ($Çocuk_2'$)

$Çocuk_1''$← Uygula-TepeTırmanma(hc_2, $Çocuk_1'$)

Çocuk $_2$''← Uygula-TepeTırmanma (hc_2, Çocuk $_2$')

Çocuk $_1$ ← Uygula-YerelOptimizasyon(lc_2, Çocuk $_1$)

Çocuk $_2$ ← Uygula- YerelOptimizasyon t(lc_2, Çocuk $_2$)

Ebeveyn ve çocukların en iyi ikisi, popülasyondaki en kötü iki birey ile yer değiştirir.

end while

5.4.1 Başlangıç Popülasyonu

Bu çalışmada aşağıdaki gibi bilgi tabanlı sezgisel bir yöntem uygulanmıştır [19, 12].

Algoritma 5. 3 Bilgi tabanlı rastgele başlangıç popülasyonu oluşturma algoritması

F = Tüm uçuşların (satırların) kümesi
P = Tüm ekip eşlemelerin (sütunların) kümesi
m_f = f uçuşunu kapsayan ekip eşlemelerin kümesi, $f \in F$
s_p = p ekip eşlemelerin kapsadığı uçuşların kümesi, $p \in P$
K = Bir çözüm kümesini oluşturan ekip eşlemelerin kümesi, $K \subset P$
n_f = f uçuşunu kapsayan ve K içinde olan ekip eşlemelerin sayısı, $f \in F$
olmak üzere;

1. *Başlangıç parametre değerleri K = 0, $n_f = 0$ ve p=0.*
2. *m_f ve s_p değişkenlerin değerlerini hesapla.*
3. *i=0*
4. *p. ekip eşlemesi için 0-1 arasında rastgele bir x sayısı üret.*
5. *Eğer x<0.5 ise p=p+1 ve 3. adıma dön (i=i+1).*
6. *p. ekip eşlemesinin içindeki her f için:*
   6.1. Eğer $n_f > 1$ ise bir sonraki eşleme için 3. adıma git (p=p+1 ve i=i+1).
   6.2. *Değilse p ekip eşlemesini K çözüm kümesine ekle.*
   $n_f = n_f + 1 \quad \forall f \in s_p$
7. *Güncelle (p=p+1 ve i=i+1).*
8. *Eğer i=p ise döngüyü sonlandır.*

Başlangıç popülasyondaki her bir kromozomun kalitelisini artırabilmek için sezgisel bir yöntem geliştirilmiştir. Çünkü daha kaliteli bireyler bulabilmek ve iterasyonların daha hızlı yakınsamasını sağlayabilmek için çeşitli sezgiseller entegre edilebilir. *Bizim çalışmamızda kromozomlardaki genlere rastgele atanan bir ekip eşlemesinin içerisindeki uçuşların daha önce başka bir gen tarafından kapsanmamış olma şartı getirilmiştir.* Sistem, genlere ekip eşlemesini atarken bir taraftan da n_f 'i kontrol ediyor. Eğer n_f 'nin içerisindeki bir uçuşun sayısı birden fazla oluyorsa o eşleme çözüm dışına alınır ve tekrar döngü başa döner. Bu işlem sırasıyla *P* kümesindeki her bir *p* için bir rastgele sayı üreterek, kromozomdaki *p. genin* çözüm kümesinde olup olmayacağını (1

veya 0 olma durumu) belirtir. Eğer üretilen bu sayı 0.5 ten küçük ise *p. gen* için işlem yapılmaz ve döngü tekrar başa döner.

Bu çalışma için başlangıç popülasyon sayısı parametre deneyi ile belirlenecektir. Literatüre bakıldığı zaman popülasyon sayısının yüksek olmasından kaçınılmıştır. Popülasyon sayısındaki kromozom sayısının artırılması iterasyon sayısını azaltsa dahi toplam çözüm süresini arttırdığı için kromozom sayının düşük olmasına dikkat edilmektedir.

Algoritma 5.3'te kromozomlar 4 tane değişken ile temsil edilmektedir. m_f ile her bir uçuşu kapsayan ekip eşlemelerini tutmaktayız. Örneğin 1 numaralı uçuşu 1, 7 ve 11 numaralı ekip eşlemeleri, 2 numaralı uçuşu 5, 7, 13, 22 numaralı ekip eşlemeleri tarafından kapsansın. O zaman m_f ={{1, 7, 11},{5, 7, 13, 22}} bu şekilde ifade edilecektir. s_p ise ekip eşlemelerinin kapsadığı uçuşları gösterecektir. Örneğin 1. numaralı ekip eşlemesi 1, 5, 8 ve 14 numaralı uçuşu, 2. ekip eşlemesi 1, 3, 8 ve 9 numaralı uçuşları kapsasın. Böylece s_p ={{1, 5, 8, 14},{1, 3, 8, 9}} bu değere eşit olacaktır. *K* ise bir kromozomun genlerindeki 1 değerinin bulunduğu sütun indeksinin (ekip eşleme) numaraları ile ifade edilecektir. Yani çözüm kümesi içerisindeki ekip eşlemelerini *K* değişkenin içerisinde tutacağız. Örneğin bir kromozomun genlerinin değeri 1 olan sütun numaraları 4, 6, 9, 13 ve 17 olsun. O zaman K={4, 6, 9, 13, 17} değeri çözüm kümesindeki ekip eşlemelerini gösterecektir. Son olarak n_f ise kromozomda gen değeri 1 olan ekip eşlemelerinin kapsadığı uçuş sayılarını göstermektedir. Örneğin bir kromozomun genlerinin değeri 1 olan 4 (1-3-4-6 uçuş numaraları) ve 6 (1-2-3-4) olan iki tane ekip eşlemesinden oluşsun. Kromozom uzunluğu da 6 olsun yani 6 tane uçuş bulunsun. n_f =[2 1 2 2 0 1] ile ifade edilir. Bir numaralı genin (sütunun) 2 olmasının nedeni 4. ve 6. ekip eşlemelerinin her ikisi de 1 numaralı uçuşu kapsadığı için, 5 numaralı genin değerinin sıfır olması ise bu uçuş 4 ve 6 numaralı ekip eşlemeleri tarafından kapsanmamasıdır.

5.4.2 Uygunluk Fonksiyonu

Bir kromozomun uygunluk değeri, problemin amaç fonksiyonuna eşittir Bu çalışmada kullanılan uygunluk fonksiyonu Eşitlik 5.8'deki gibidir.

$c_j = j.ekip\ eşlemesinin\ maliyeti$

$x_j = Eğer\ j.ekip\ eşlemesi$ çözüm $kümesi\ içersinde\ ise\ 1\ yoksa\ 0.$

$y_j = Eğer\ i.uçuş\ pas\ ise\ 1\ yoksa\ 0.$

$s_i = i.uçuşun\ maliyeti$

$p_i = i.uçuşun\ pas\ sayısı$

$i = 1,2 \dots \dots \dots f$ ($f \in F$: uçuşlar kümesi)

$j = 1,2 \dots \dots \dots p$ ($p \in P$: ekip eşlemeleri kümesi)

olmak üzere;

$$Uygunluk\ fonksiyonu\ (Min) = \sum_{j=1}^{p}\left(c_j x_j + \sum_{i=1}^{f} s_i p_i\, y_{ij}\right) \tag{5.8}$$

Modelin parametreleri:

$c_j > 0 \quad ve \quad s_i > 0$;

$x_j \in \{0,1\} \qquad \forall j \in \mathrm{P}$

$y_{ij} \in \{0,1\} \qquad \forall j \in \mathrm{P}$

$$x_j = \begin{cases} 1 & Eğer\ eşleme\ j\ seçilmiş\ ise, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases}$$

$$y_{ij} = \begin{cases} 1 & Eğer\ uçuş\ i\ eşleme\ j\ tarafından\ kapsanıyorsa, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases}$$

Her iterasyonda, popülasyondaki kromozomların değerleri uygunluk fonksiyonu yardımı ile hesaplanır. Optimizasyon problemindeki amaç toplam maliyetin minimize edilmesidir. Eşitlikte ilk ifade, kromozomların çözüm kümesi içerisinde yer alan ekip eşlemelerinin toplam maliyetini vermektedir. İkinci eşitlik ise çözüm kümesi içerisinde yer alan bir uçuşun birden fazla kapsanması durumundaki toplam pas maliyetini vermektedir. Pas uçuşlar, görevdeki ekip elemanlarının dışında, uçakta yolcu olarak başka üsse taşınan ekip personelidir. Eğer bir uçuş birden fazla kez kapsanıyorsa o uçuşun bize ekstra bir maliyeti vardır. Buradaki ceza değeri pas olmuş olan uçuşun maliyetine eşitlenerek hesaplanmıştır.

5.4.3 Genetik Operatörler

Çaprazlama ve mutasyon operatörü genetik bilginin yeni nesillere aktarılma aşaması olduğu için çaprazlamaya girecek olan kromozomların seçim aşaması önem taşımaktadır [111]. Bu çalışmada diğer seçim operatörleri ile kıyaslayınca daha iyi performans gösterdiğinden *ikili turnuva seçim* yöntemi kullanılmıştır. Yeni çocuklar

üretecek ata (anne ve baba) kromozomların seçim işleminden sonra çaprazlama operatörü uygulanır. Çaprazlama operatörlerinden tek noktalı, iki noktalı ve uniform çaprazlamanın üçü de denenmiş ve algoritmanın en iyi performans gösterdiği operatör olarak tek noktalı çaprazlama olduğu saptanmıştır. Algoritmanın lokal (yerel) maksimum ve lokal minimum noktalara yakalanmaması için Bit-flip mutasyon operatörü uygulanmıştır. Bu operatörler detaylı bir şekilde Bölüm 4'te anlatılmıştır.

Tek noktalı çaprazlama algoritmasını Algoritma 5.4'deki gibi ifade edebiliriz. Çaprazlanacak olan kromozomların (*A1[i]* ve *A2[i]*) çaprazlama noktasını *p* ile gösterelim ve çaprazlama sonucu oluşacak çocuk kromozomlar *C1[i]* ve *C2[i]* olsun.

Algoritma 5. 4 Tek noktalı çaprazlama algoritması

1. *i=1*
2. *Eğer $A_1[i]= A_2[i]$ ise $C_1[i]= C_2[i]$*
3. *Eğer $A_1[i]<> A_2[i]$ ise*
   - *3.1. p noktasından kromozomları böl: $A_1[i]=a+b$ ve $A_2[i]=c+d$*
   - *3.2. $A_1[i]$ ve $A_2[i]$'yi çaprazla*
   - *3.3. Çocuk kromozomları oluştur; $C_1[i]=a+d$; $C_2[i]=c+b$;*
4. *Eğer i<durdurma koşulu ise i=i+1 ve 2. Adıma dön.*

Bu çalışmada mutasyon operatörü olarak rastgele bir tane genin değiştirildiği (Bit flip) operatör sistemi kullanılmıştır. Bu sistemin işleyişi kısaca özetleyecek olursak: kromozom üzerinden rastgele bir gen seçilir ve bu gen mutasyon işlemine tabi tutulur. *A* mutasyona uğratılacak kromozom ve *n* kromozomdaki gen sayısı olmak üzere mutasyon operatörü Algoritma 5.5'deki gibi çalışmaktadır.

Algoritma 5. 5 Mutasyon (Bit flip)

1. *i=1*
2. *1 den n 'e kadar rastgele bir x tam sayısı seç.*
3. *x. geni aşağıdaki işleme tabi tut*
   - *3.1. Eğer A[i] = 0 ise A[i] = 1*
   - *3.2. Eğer A[i] = 1 ise A[i] = 0*
4. *Eğer i<durdurma koşulu ise i=i+1 ve 2. Adıma dön.*

5.4.4 İyileştirme Algoritmaları

5.4.4.1 Düzeltme-Onarım Algoritması

Çaprazlama ve mutasyon işlemlerinden sonra elde edilen çocuk kromozomların uygun olma garantisi yoktur. Beasley ve Chu [19] önerdikleri yöntem ile oluşabilecek uygun olmayan kromozomların onarılması yoluna gidilmiştir. Bu çalışmada kullanılan algoritmanın adımları Algoritma 5.6'daki gibidir.

Algoritma 5. 6 Düzeltme (repair) algoritması

F = Tüm uçuşların (satırların) kümesi
P = Tüm ekip eşlemelerin (sütunların) kümesi
m_f = f uçuşunu kapsayan ekip eşlemelerin kümesi, $f \in F$
s_p = p ekip eşlemelerin kapsadığı uçuşların kümesi, $p \in P$
K = Bir çözüm kümesini oluşturan ekip eşlemelerin kümesi, $K \subset P$
N=Kapsanmamış uçuşların kümesi, $U \subset F$
c_p =p. ekip eşlemesinin maliyeti
n_f = f uçuşunu kapsayan ve K içinde olan ekip eşlemelerin sayısı, $f \in F$
olmak üzere;

1. *i=1*
2. *n_f 'nin başlangıç değerleri $n_f = |K \cap m_f|$, $\forall f \in F$*
3. *N'in başlangıç değerleri $N=\{ f \setminus n_f = 0, \forall f \in F \}$*
4. *Kapsanmamış uçuşların kümesinin (N) içindeki her "f" için*
   4.1. $c_p / |N \cap s_p|$ ekip eşlemeleri arasından bu oranı minimize eden ekip eşlemesini bul $p \in m_f$
   4.2. $K=K+p$ ve $n_f = n_f +1$, $\forall f \in s_p$;$N=N- s_p$
   4.3. $n_f = n_f +1$, $\forall f \in s_p$;
5. *Eğer tüm uçuşlar kapsanmamış ise i=i+1 ve 2. Adıma dön ve tüm parametreleri güncelle.*

Algoritmanın 1. adımında iterasyon sayısı tutulurken 2. ve 3. adımlarında kapsanmayan uçuşlar belirlenmektedir. 4. adımda ise uygun olmayan kromozom uygun hale getirilmekte ve 5. adımda ise durdurma koşuluna bakılmaktadır. Ayrıca 5. Adımda tüm parametreler güncellenmektedir.

5.4.4.2 Lokal (Yerel) Optimizasyon Algoritmaları

Çözüm algoritmasını daha efektif yapabilmek için bir lokal (yerel) optimizasyon adımı uygulanmıştır. Bu algoritma, kromozom uygun hale getirildikten sonra aşırı kapsamaya neden olan ekip eşlemelerinin çözüm kümesi dışına çıkarılsa dahi kromozomun

uygunluğunun bozulmadığı bir lokal optimizasyon işlemidir [19]. Algoritma 5.7 ve 5.8'de önerilen algoritmaların adımları verilmiştir. *LC1* ile aşırı kapsamaya neden olan sadece bir tane genin (ekip eşlemesinin) çözüm kümesi dışına çıkarılmasıdır. *LC2* ise kromozomdaki tüm genlerin gözden geçirilerek fazla kapsamaya neden olan genlerin çözüm kümesi dışına çıkarılmasıdır.

Algoritma 5. 7 Lokal optimizasyon algoritması (LC1)

F = Tüm uçuşların (satırların) kümesi
P = Tüm ekip eşlemelerin (sütunların) kümesi
m_f = f uçuşunu kapsayan ekip eşlemelerin kümesi, $f \in F$
s_p = p ekip eşlemelerin kapsadığı uçuşların kümesi, $p \in P$
K = Bir çözüm kümesini oluşturan ekip eşlemelerin kümesi, $K \subset P$
N=Kapsanmamış uçuşların kümesi, $U \subset F$
n_f = f uçuşunu kapsayan ve K içinde olan ekip eşlemelerin sayısı, $f \in F$
olmak üzere;
1. i=1
2. K çözüm kümesi içerisindeki her bir "p" ekip eşlemesi için
N=N- p, $\forall f \in s_p$;
Eğer $n_f > 1$
$n_f = n_f - 1$, $\forall f \in s_p$;
Değilse
N=N+ p
3. Eğer $n_f < 1$, $\forall f \in s_p$ ise i=i+1 ve 2. Adıma dön ve tüm parametreleri güncelle.

Algoritmanın 1. adımında iterasyon sayısı tutulurken 2. adımında ise aşırı kapsamaya neden olan ekip eşlemeleri çözüm kümesi dışına çıkarılır. 3. adımda ise durdurma koşuluna bakılmaktadır. Ayrıca 3. adımda tüm parametreler güncellenmektedir.

Algoritma 5. 8 Lokal optimizasyon algoritması (LC2)

1. i=1
2. K çözüm kümesi içerisindeki her bir "p" ekip eşlemesi için
N=N- p, $\forall f \in s_p$;
Eğer $n_f > 1$
$n_f = n_f - 1$, $\forall f \in s_p$;
Değilse
N=N+ p
3. Eğer kapsanmış tüm ekip eşlemeleri gözden geçirilmemiş ise i=i+1 ve 2. Adıma dön ve tüm parametreleri güncelle.

5.4.4.3 Kromozom İyileştirme (Tepe Tırmanma) Algoritmaları

Bu operatör için iki çeşit tepe tırmanma yöntemi uygulanmıştır. Bu operatörler çözüm kümesi içerisinde yer alan eşlemelerin çözüm kümesinin dışına çıkarılması ile yerine daha düşük maliyetli eşlemeler aramasıdır. Bunlardan ilki, Zeren ve Özkol [12] çalışmasındaki gibi çözüm kümesindeki sadece bir genin (gen değeri *"1"* olan) çıkartılıp, yerine daha düşük maliyetli eşleme olup olmadığına bakılır. Mevcut çözümden daha iyi çözüm bulana kadar sırasıyla gen çıkartılır. Ne zaman daha iyi bir çözüm bulunursa algoritma sonlandırılır. İkincisi ise kromozom üzerindeki her bir genin sırasıyla çıkartılıp yerine daha düşük maliyetli eşleme olup olmadığına bakılır.

Bu operatör, lokal optimizasyonundan sonra çözüm kümesi içerisindeki rastgele olarak en az iki ekip eşlemesini çözüm kümesinden çıkartarak kromozomu uygun olmayan hale getirir. Daha sonra düzeltme algoritmasına benzer şekilde, çıkartılan ekip eşlemesinin yerine konulabilecek daha düşük maliyetli bir veya birden fazla ekip eşleme alternatifinin olup olmadığına bakılır. Eğer maliyeti düşürecek alternatif bir ekip eşlemesi bulunur ise bu alternatif ekip eşlemesi çözüm kümesi içine alınır. Birden fazla alternatif var ise en düşük maliyetli ekip eşlemesi çözüme alınır. Eğer bu arama sırasında alternatif ekip eşlemesi bulunamaz ise kromozom ilk durumdaki haline getirilir. Bu operatörde, düzeltme algoritmasındaki gibi *"Ekip eşlemesinin maliyeti / Ekip eşlemesinin içerdiği kapsanmamış uçuş sayısı"* oranı kullanılmaktadır.

Algoritma 5. 9 İyileştirme algoritması (HC1)

F = Tüm uçuşların (satırların) kümesi

P = Tüm ekip eşlemelerin (sütunların) kümesi

m_f = f uçuşunu kapsayan ekip eşlemelerin kümesi, $f \in F$

s_p = p ekip eşlemelerin kapsadığı uçuşların kümesi, $p \in P$

K = Bir çözüm kümesini oluşturan ekip eşlemelerin kümesi, $K \subset P$

N=Kapsanmamış uçuşların kümesi, $U \subset F$

c_p =p. ekip eşlemesinin maliyeti

U=Kromozomun ilk durumdaki uygunluk(maliyet) değeri

U^s= Kromozomun son durumdaki uygunluk(maliyet) değeri

A=Kromozomu uygun hale getiren ekip eşlemelerin kümesi

n_f = f uçuşunu kapsayan ve K içinde olan ekip eşlemelerin sayısı, $f \in F$

olmak üzere;

1. i=1
2. Kromozomun ilk durumdaki maliyet değeri U'yu hesapla
3. K kümesi içindeki her bir "p" için
   - 3.1. K=K-p ve $N=N+s_p$
   - 3.2. N kümesindeki her "f" için
     - 3.2.1. c_p /|N ∩ s_p|ekip eşlemeleri arasından bu oranı minimize eden ekip eşlemesini bul $p^s \in m_f$, $p^s \neq p$
     - 3.2.2. K=K+ p^s ;A = A + p^s ve N=N- s_p
   - 3.3. Yeni kromozomun uygunluk değerini hesapla (U^s)
   - 3.4. Eğer U<=U^s ise K=K-A ;K =K-p;
   - 3.5 Değilse
     - K=K+p ve N=N-s_p
   - 3.6. A ve N kümelerini boşalt
4. Eğer ***U<=U^s*** ise i=i+1 ve 2. Adıma dön ve tüm parametreleri güncelle.

HC1 algoritması ile çözüm kümesi içerisinde olan ekip eşlemelerin sırasıyla çözüm kümesi dışına çıkarılır (Algoritma 5.9). Dışarı çıkarılan genin yerine daha düşük maliyetli eşleme aranır. Kromozom iyileştirme operatörünün uygulanması sayesinde elde edilen test sonuçlarına bakıldığında, yeni kromozomun uygunluk değeri mevcut kromozomun uygunluk değerinden daha iyi ise algoritma sonlandırılır. Böylelikle çok daha az iterasyon ile çok daha iyi noktalara ulaşılmaktadır. Algoritmanın 3. aşamasında, tek bir ekip eşlemesi çözüm kümesinin çıkarılması yerine, en az iki ekip eşlemesinin olasılıkları denenmiştir. Fakat ekip eşlemelerinin iki ve üstü olasılıklarının aranması, çözüm süresini arttırdığından bir ekip eşlemesinin çıkarılmasına karar verilmiştir. Bu operatör genetik algoritmanın başlangıç popülasyonun oluşturulmasından hemen sonra veya genetik algoritmanın son aşaması olan mutasyon operatöründen sonra

uygulanabilmektedir. HC2 algoritmasında ise çözüm kümesi içerinde yer alan her bir ekip eşlemesinin sırasıyla çözüm kümesi dışına çıkarılarak yerine daha düşük maliyetli ekip eşlemeleri aranmaktadır (Algoritma 5.10). HC2 algoritmasının HC1 algoritması ile ilk *3 adımı* aynı olup *4. adımı* farklıdır. Ayrıca genetik algoritmanın rastlantısal doğasına rağmen bu operatörün her çalıştırılmasında istikrarlı sonuçlar elde edilmektedir [111].

Algoritma 5. 10 İyileştirme algoritması (HC2)

1. i=1
2. Kromozomun ilk durumdaki maliyet değeri U'yu hesapla
3. K kümesi içindeki her bir "p" için
   - 3.1. K=K-p ve N=N+s_p
   - 3.2. N kümesindeki her "f" için
     - 3.2.1. c_p /|N ∩ s_p|ekip eşlemeleri arasından bu oranı minimize eden ekip eşlemesini bul p^s Є m_f , p^s ≠p
     - 3.2.2. K=K+ p^s ;A = A + p^s ve N=N- s_p
   - 3.3. Yeni kromozomun uygunluk değerini hesapla (U^s)
   - 3.4. Eğer U<=U^s ise K=K-A ;K =K-p;
     Değilse
     K=K+p ve N=N-s_p
   - 3.6. A ve N kümelerini boşalt
4. Eğer ***durdurma koşulu sağlanmamış ise*** i=i+1 ve 2. Adıma dön ve tüm parametreleri güncelle.

5.4.5 Popülasyon Yenileme

Popülasyon yenileme aşaması için kararlı-durum yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yaklaşım daha önceki bölümlerde (Bölüm 5.3.2.8) detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

5.5 Deneysel Sonuçlar

1980 boyunca, bir standart genetik algoritmada tek noktalı çaprazlama, bit-flip mutasyon ve rulet çemberine dayalı operatörler yaygın olarak uygulanmaktaydı. Bu yüzden algoritma dizaynında kullanılan kontrol veya strateji parametrelerinden çaprazlama olasılığı, mutasyon olasılığı ve popülasyon büyüklüğü seçimi sınırlıydı. Birçok araştırmacı kontrol parametrelerini kendi seçimlerine dayalı "elle" ayarlayarak, farklı değerli denemeler yapıp ve test sonucunda en iyi bir tanesini seçerdi [156]. Daha sonra elde ettikleri sonucu evrimsel algoritma (EA) üzerinde uygularlardı. Ancak günümüzde en iyi parametrelerin belirlenmesi için farklı yaklaşımlar önerilmiştir. Bunlardan ilki, en iyi parametreleri bulmak için standart GA üzerinden numerik testler

yapılmasıdır [157]. Diğer yaklaşımı öneren Grefenstette [158] ise genetik algoritmayı optimize etmek için aynı parametre değerleri için on-line (çevrimiçi) ve off-line (çevrimdışı) algoritmasından faydalanmıştır. Bizim çalışmamızda önerilen algoritmaların ortak parametreleri parametre deneyi ile belirlenecektir.

Bu çalışmada ortak parametrelerin testi standart genetik algoritma üzerinde uygulanacak olup daha önce bahsedildiği gibi uygulanan adımları Şekil 5.19'da görebilirsiniz. Tüm deneyler Intel (R) Core (TM) i7 CPU 960 @ 3.20GHz 2.79 GHz makine ile 6.00 GB RAM üzerinde uygulanmıştır. Her bir deney 30 kez tekrarlanmıştır.

5.5.1 Konfigürasyon Deneyleri

İki çeşit genetik algoritma ve bir memetik evrimsel algoritmaları kıyaslamadan önce bunların kullandığı ortak parametrelerin belirlenmesi gerekir. Bunlar; popülasyon sayısı, iterasyon sayısı, ebeveyn seçimindeki tur sayısı ve çaprazlama olasılığıdır. Bu ortak parametreleri belirlemek için, ekip eşleme probleminin standart genetik algoritma domainin hangi kombinasyonunda daha iyi çalışıyorsa onun üzerinde parametre deneyleri yapılacaktır. Daha sonra aynı deneyleri diğer evrimsel algoritmalarda kullanarak, onların faklı parametreleri için test yapılacaktır. Parametre deneyleri için 12 tane örnek içinden bir küçük (örnek 2), bir orta (örnek 6) ve bir büyük (örnek 10) olmak üzere 3 tane test örneği belirlenmiş olup bu örnekler her bir algoritmanın parametre deneyinde kullanılacaktır. Çizelge 5.3'te her bir örneğin içerdiği uçuş bacak sayısı ve ekip eşleme sayısı hakkında bilgi verilmiştir.

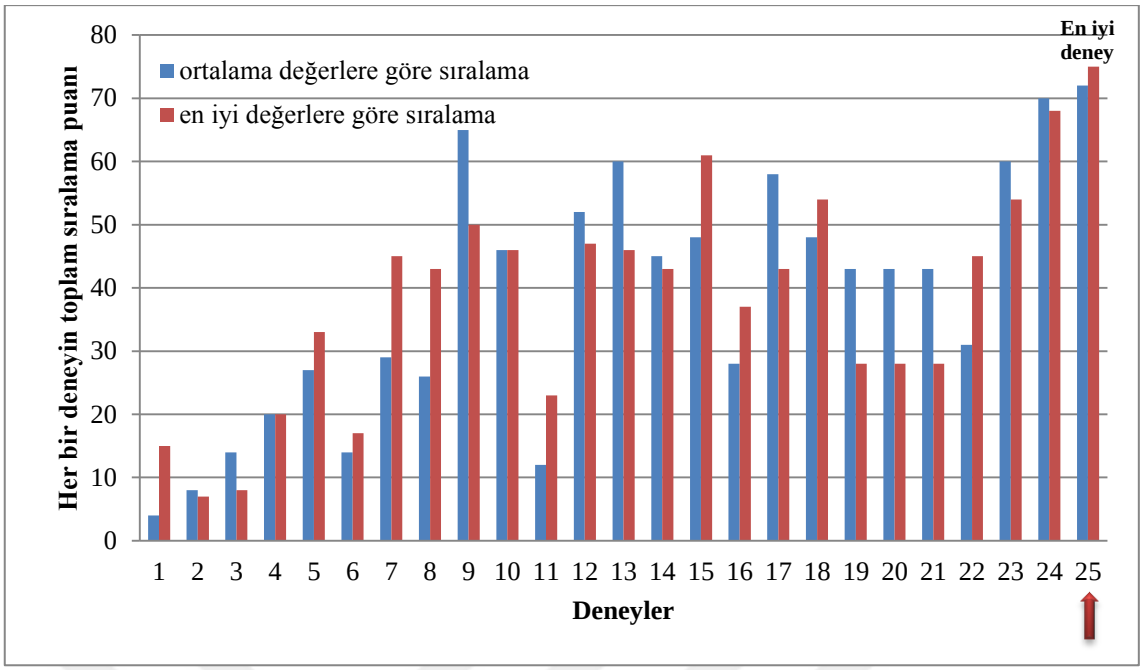
Çizelge 5. 3 Örneklerin uçuş bacak ve ekip eşleme sayısı

Örnekler	Uçuş bacağı	Eşlemeler	***Örnekler***	Uçuş bacağı	Eşlemeler
1	90	4307	7	461	26103
2	***149***	***6711***	8	506	30163
3	175	9194	9	552	31703
4	208	11116	***10***	***643***	***37729***
5	240	12311	*11*	683	40887
6	**371**	**21495**	*12*	714	43091

Ortak parametrelerin belirlenmesi için 625 (5*5*5*5) değişik konfigürasyon vardır. Tüm bu konfigürasyonların hesaplanması çok uzun zaman aldığından istatistiksel deney

tasarımı olan Taguchi metodundan faydalanılmıştır. Taguchi yönteminde eldeki faktör ve parametre seviyelerine göre ortogonal dizi tablosu kullanılarak, tüm kombinasyonlar arasından iyi bir alt küme belirlenerek çok daha az sayıda deneysel çalışmayla sonuca ulaşılır [159]. Bu çalışmada 4 faktör ve her bir faktörün 5 seviyesi olduğu için Taguchi L25 ortogonal seviyesi kullanılmıştır. Aşağıda ortak parametrelerin belirlenmesi için 25 değişik konfigürasyon olup bu konfigürasyonlar 3 tane örnek üzerinde test edilmiştir. Her bir deney, her örnek üzerinde 30 kere tekrarlanır ve bu bir algoritmanın toplam 2250 (30*25*3) kere çalıştırılması demektir.

Çizelge 5.4'de ortak parametre testinden elde edilen sonuçlar gösterilmiştir. 25 tane deneyin 3 tane örnek ile standart GA üzerinde 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama ve en iyi değerler gösterilmiş ve her bir örneğin en iyi ortalama değeri kalın italik ve en iyi sütün için ise altı çizili olarak belirtilmiştir. Bu sonuçlar arasından en iyi konfigürasyonun belirlenmesi için değerlerin sıralanmasından faydalanılmıştır. Sıra, bir veri kümesindeki herhangi bir değerin kaçıncı sırada olduğunu gösterir. Test örneklerin ortalama ve en iyi değerleri sıralanmış ve her bir konfigürasyona karşılık gelen puanlar toplanıp test sayısına bölünerek bir değer elde edilmiştir. Çünkü sadece herhangi birinin en iyi değerine bakılarak seçim yapılması bizi yanıltabilme olasılığı olduğu için en iyi ve ortalama değerlerine birlikte bakılmıştır. Böylelikle 25. deney bizim en iyi konfigürasyonumuzdur. Bundan sonra diğer evrimsel algoritmaların parametre testi için popülasyon sayısı: 40, çaprazlama olasılığı: 0.9 ve tur sayısı: 4 değerleri sabit olarak kullanılacaktır. Ayrıca testleri gerçekleştirirken maksimum değerlendirme kriteri yaklaşık olarak birbirine eşittir. Şekil 5.20'de 25 değişik konfigürasyonun 3 test probleminde 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama uygunluk değerlerinin sıralama sonuçları gösterilmektedir. Bu grafiğe bakıldığında 25. deneyin en iyi maliyetli uygunluk değerine sahip olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçların detaylı gösterimi Çizelge 5.4'de verilmiştir.



Şekil 5. 20 Deneylerin 30 kez çalıştırılmasından elde edilen toplam sıralama değerleri

Başlangıç iterasyon sayıları 500, 750, 1000, 1250 ve 1500 olarak belirlenerek test edilmiştir. Test edilen en büyük problemin toplam maksimum değerlendirme değeri diğer problemlerin iterasyon sayısını belirlemede kullanılmıştır. Örneğin en büyük test problemin iterasyon sayısı 1500 iken en küçük test problemin iterasyon sayısı 7645'tir. Toplam maksimum değerlendirme kriteri tüm problemlerde eşittir. Ortak parametre testinde en iyi iterasyon sayısı olarak 1500 bulunmuş olup buna göre diğer problemlerin maksimum değerlendirme kriter eşitliğini dikkate alarak iterasyon sayıları hesaplanacaktır.

Çizelge 5. 4 Parametre ayarının test sonuçları

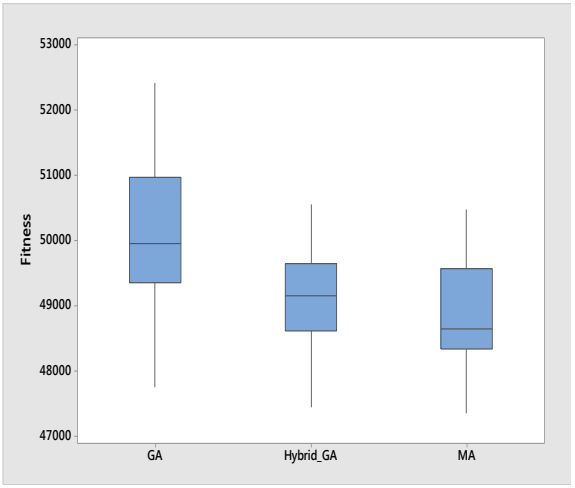
Deneyler	Pop. Büy.	Çaprazlama olasılığı	Tur sayısı	Örnek 2		Örnek 6		Örnek 10	
				ort.	en iyi	ort.	en iyi	ort.	en iyi
1	20	0.6	2	46709.5	44200	121751.3	114750	218313.7	212070
2	20	0.7	3	45989.8	44040	121865.5	117115	216431.0	211205
3	20	0.8	4	45835.0	43515	120233.5	117245	217368.0	212475
4	20	0.9	5	45874.7	43960	119965.8	114565	215730.5	211005
5	20	1	6	45554.0	43375	119737.0	114845	216343.7	208065
6	25	0.7	4	46396.7	43935	120398.0	115720	215344.0	210100
7	25	0.8	5	45360.7	42340	120118.3	114895	216312.2	208490
8	25	0.9	6	45821.3	42840	119871.5	115115	214537.5	206905
9	25	1	2	45016.3	43065	118627.2	114115	213382.3	206510
10	25	0.6	3	45615.2	43470	119178.8	114535	214107.0	205420
11	30	0.8	6	46056.0	43275	121207.8	115815	215805.8	210005
12	30	0.9	2	45465.0	43115	118355.3	114115	214159.2	207175
13	30	1	3	45153.2	43375	118031.8	112345	214103.7	207580
14	30	0.6	4	45514.0	43210	119107.8	114375	214404.7	207225
15	30	0.7	5	44920.3	42680	119613.8	114120	214245.8	205985
16	35	0.9	3	45775.5	43535	119689.8	113115	215090.7	209405
17	35	1	4	45238.0	43045	119317.8	115765	212851.0	206070
18	35	0.6	5	45475.5	43050	119649.3	113570	213907.3	206250
19	35	0.7	6	45686.7	42720	119304.0	116250	213956.7	209895
20	35	0.8	2	45686.7	42720	119304.0	116250	213956.7	209895
21	40	1	5	45686.7	42720	119304.0	116250	213956.7	209895
22	40	0.6	6	45982.0	43475	119540.3	114390	214170.0	205705
23	40	0.7	2	45277.2	42705	117844.2	113270	214036.5	208245
24	40	0.8	3	**44912.8**	42665	118228.8	112175	213025.3	206025
25	40	0.9	4	45058.2	42230	**117344.3**	110100	**210962.0**	204960

5.5.2 Evrimsel Algoritmaların Performansının Karşılaştırılması

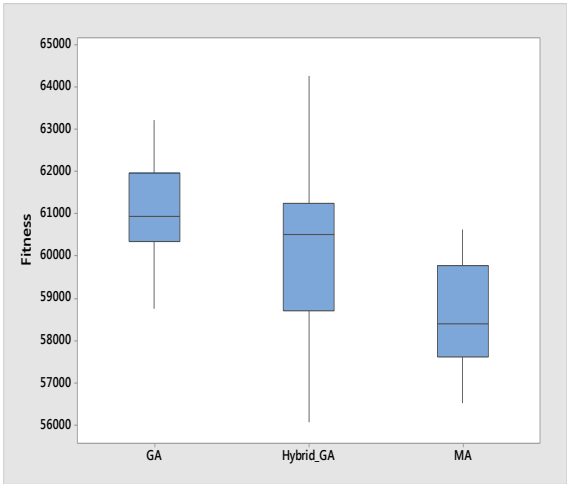
Önerilen iki çeşit genetik algoritma ve bir memetik algoritmanın performansı on iki örnek üzerinde incelenmiştir. Öncellikle bu evrimsel algoritmalarda kullanılan sabit parametreleri, parametre ayarı ile bir önceki bölümde belirlemiştik. Her üç algoritmadan elde edilen sonuçlar Çizelge 5.5'te verilmiş ve bu tabloyu kısaca özetleyecek olursak şöyledir. On iki tane örneğin her bir evrimsel algoritmada 30 kez çalıştırılmasından elde edilen değerlerin ortalaması, en iyi değeri, standart sapması ve medyanı verilmiştir.

Her bir test örneği için üç algoritma arasında anlamlı bir fark olup olmadığına göstermek için SPSS 22 paket programından parametrik veya non-parametrik testlerden faydalanacağız. Eğer veriler normal dağılmıyorsa ve grup varyansları eşit

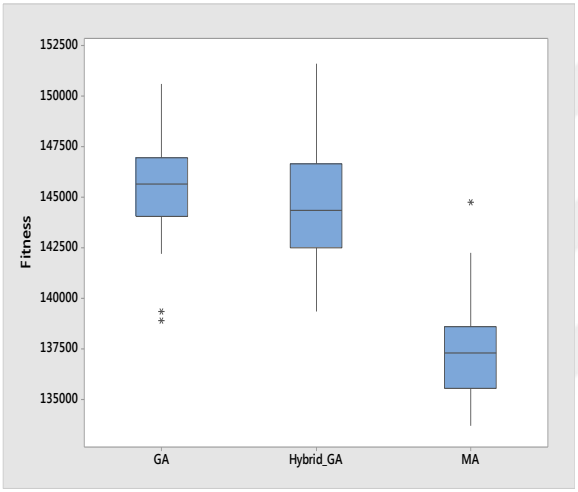
değil ise non-parametrik testler kullanılır. Bu algoritmaların arasında anlamlı bir fark olup olmadığını anlamak için Mann-Whitney-Wilcoxon testinin %95 güvenirliğinden faydalanılmıştır. "Wilcoxon" testi eşleştirilmiş gruplara ilişkin farklılıkların boyutlarını da dikkate alarak iki değişkene ait dağılımın aynı olup olmadığını test etmek amacıyla geliştirilmiş bir analiz yöntemidir. Eşleştirilmiş "t" testinin parametrik olmayan karşılığıdır. Özet tablosunda bunun için *sig. (anlamlılık)* sütunu bulunmaktadır. Burada algoritmalar arasında anlamlı bir fark olup olmadığını basitleştirmek adına " < ", " ≥ " ve " ≤ " işaretlerinden faydalanılmıştır. Örneğin 1. satırda " < " işareti GA1 ve GA2 kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark olduğunu ve GA2'nin maliyetinin GA1'den iyi olduğunu ifade etmektedir. 8. satırda " ≥ " işareti GA1 ve GA2 kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark yok olup, GA1'in maliyet değeri GA2'den daha iyi olduğunu ifade etmektedir. 2. satırda "≤ " GA2 ve MA (memetik algoritma)'yı kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark olmadığını ve MA'nın maliyet değeri GA2'den daha iyi olduğunu ifade etmektedir. Şekil 5.21'de ise evrimsel algoritmalarının birbiri ile kıyaslamalarının 6 tane örnek için kutu-çizgi grafikleri gösterilmiştir. Bu kutu-çizgi grafiklerine bakıldığında üç algoritma içinden en iyi memetik algoritma olduğu anlaşılmaktadır.



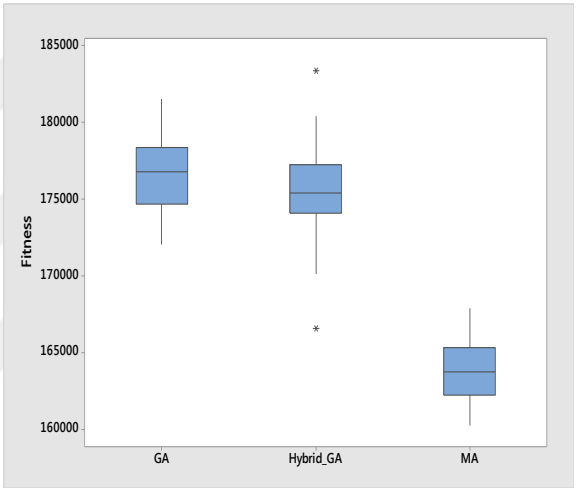
(a) Örnek 3



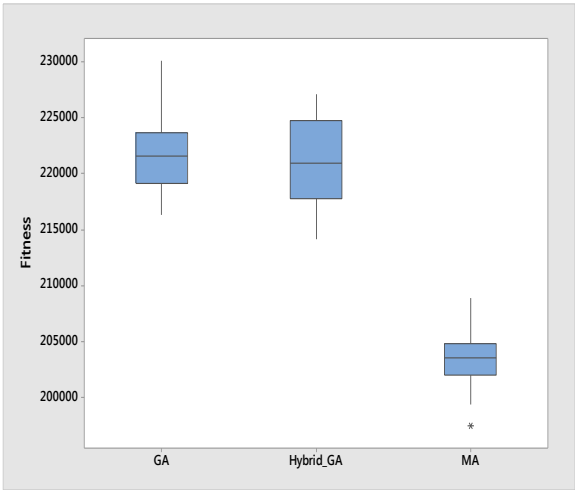
(b) Örnek 4



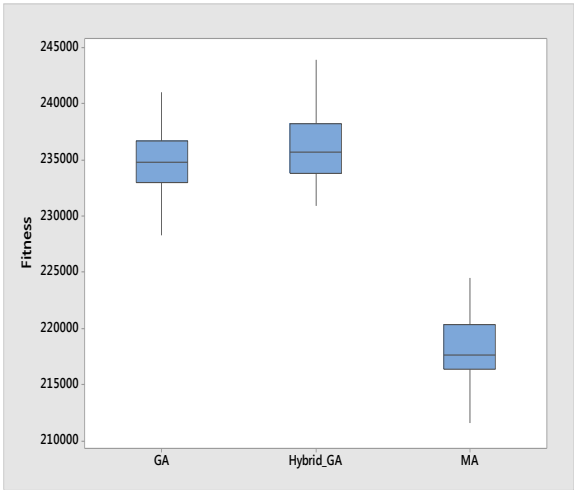
(c) Örnek 7



(d) Örnek 8



(e) Örnek 11



(f) Örnek 12

Şekil 5. 21 Üç evrimsel algoritmaların 30 kez çalıştırılması ile elde edilen en iyi değerlerin kutu-çizgi grafikleri

Çizelge 5. 5 GA1, GA2 ve MA'nın her bir örnek için 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama, en iyi değer, medyan ve standart sapma değerleri ve bunları kullanarak performansının karşılaştırılması

Örnek	Uçuş bacakları	Eşlemeler	GA1				*Sig.*	GA2				*Sig.*	MA			
			Ort.	En iyi	Medyan	Std.		Ort.	En iyi	Medyan	Std.		Ort.	En iyi	Medyan	Std.
1	90	4307	29553.3	28535	29542.5	585.8	<	29339.7	28640.0	29222.5	547.9	<	**29081.8**	28525.0	28920.0	397.2
2	149	6711	44142.3	41895	44217.5	1055.6	≤	43887.2	41680.0	43775.0	1142.7	≤	**43468.5**	42615.0	43357.5	640.8
3	175	9194	50135.8	47755	49955.0	1079.2	<	49137.3	47455.0	49150.0	847.7	<	**48784.5**	47365.0	48655.0	764.0
4	208	11116	61032.3	58755	60942.5	1060.9	≤	60192.3	56070.0	60502.5	1982.4	<	**58625.8**	56525.0	58400.0	1117.9
5	240	12311	71649.5	68795	71595.0	1325.5	≤	71320.0	68095.0	71482.5	2036.9	<	**69597.2**	66970.0	69505.0	1086.1
6	371	21495	115563.2	111460	114917.5	2257.4	<	113234.5	105460.0	113927.5	3372.8	<	**108307.8**	105650.0	108375.0	1446.1
7	461	26103	145343.7	138910	145675.0	2543.5	≤	144671.2	139355.0	144352.5	2984.7	<	**137305.8**	133755.0	137325.0	2429.6
8	506	30163	164288.7	160005	164050.0	2493.2	≥	165166.0	158035.0	165622.5	2734.0	<	**152656.2**	149080.0	152067.5	2149.9
9	552	31703	176637.8	172030	176782.5	2486.9	≤	175275.0	166585.0	175380.0	3260.8	<	**163798.2**	160260.0	163740.0	2171.2
10	643	37729	209460.8	200785	209230.0	4373.4	≥	211173.8	205905.0	211337.5	2888.8	<	**194109.5**	189290.0	194010.0	3237.9
11	683	40887	221817.2	216390	221617.5	3202.4	≤	220975.8	214135.0	221007.5	3835.8	<	**203524.2**	197455.0	203545.0	2745.2
12	714	43091	234991.0	228340	234780.0	2870.7	≥	236036.5	230920.0	235727.5	3207.4	<	**218126.0**	211620.0	217707.5	3200.7

5.5.3 Memetik Algoritmanın Literatürde Yapılan Önceki Çalışma ile Performansının Karşılaştırılması

Önceki bölümde önerdiğimiz üç algoritma arasından en iyi performansa sahip olan algoritmayı, istatistiksel yöntemler ve kutu-çizgi grafiklerine bakarak karar vermiştik. Bunun sonucunda en iyi performansa sahip memetik algoritma olduğunu belirlemiştik. Bu bölümde ise memetik algoritmanın literatürde yapılmış benzer bir çalışma ile 12 örnek üzerinde performansı kıyaslanacaktır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 5.6'da verilmiştir. Beasley ve Chu [19] önerdikleri genetik algoritmada sadece mutasyon işleminden sonra lokal optimizasyon tekniği kullanmıştır. Bu tezde ise, Zeren ve Özkol [12] ve Beasley ve Chu [19] çalışmalarından faydalanılarak geliştirilen MA algoritmasının üzerine ekstra şunlar eklenmiştir.

1. Başlangıç popülasyonu oluşturma işleminde bilgiye dayalı bir sezgisel geliştirilmiştir. Bu sezgisel, kromozomlardaki genlere rastgele ekip eşlemeleri atamasını yaparken aynı zamanda kromozomdaki pas uçuş sayısını ve maliyeti dikkate alarak atama yapmıştır.
2. Başlangıç popülasyonu oluşturulduktan sonra lokal optimizasyon tekniği uygulanmıştır. Bu işlemin sağladığı avantaj ise yeni nesillere aktarılacak genlerin daha kaliteli olması sağlanır.
3. Zeren ve Özkol [12] çalışmasının kromozom iyileştirme tekniğinden faydalanılarak kromozomlardaki genleri faklı kombinasyonlarda inceleyen bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma, kromozomun yapısını bozarak maliyeti düşürecek bir alternatif ekip eşlemesinin olup olmadığını araştırır.

Örneğin test verilerinden "örnek 1" şu şekilde özetlenebilir. 90 tane uçuş bacağı ile kısıtlar dahilinde 4307 tane yasal eşlemeler oluşturulmuş ve 30 kez çalıştırılmıştır. Bunun sonucunda en iyi çözüm kümesinin Beasley ve Chu [19]'a göre ortalama maliyet değeri 29241. Tüm problemlerin çoğunda en iyi değeri bulan bizim önerdiğimiz algoritmadır. Buradan anlaşılacağı üzere memetik algoritma ile daha düşük maliyete sahip bir ekip çizelgesi elde edilmektedir.

Çizelge 5. 6 Memetik algoritmanın önceki çalışmalar ile her bir örnek için 30 kez çalıştırılmasından elde edilen ortalama, en iyi değer, medyan ve standart sapma değerleri ve bunları kullanarak performansının karşılaştırılması

Örnek	Uçuş bacakları	Eşlemeler	Beasley ve Chu [19]				Sig.	Memetik Algoritma			
			Ort.	En iyi	Medyan	Std.		Ort.	En iyi	Medyan	Std.
1	90	4307	29241.00	28525	29165.0	470.2	<	**29081.8**	28525.0	28920.0	397.2
2	149	6711	44332.00	42625	44275.0	1217.0	<	**43468.5**	42615.0	43357.5	640.8
3	175	9194	50207.67	47770	50287.5	1286.5	<	**48784.5**	47365.0	48655.0	764.0
4	208	11116	62103.33	59665	62172.5	1408.5	<	**58625.8**	56525.0	58400.0	1117.9
5	240	12311	72942.67	68545	73067.5	1929.7	<	**69597.2**	66970.0	69505.0	1086.1
6	371	21495	120773.33	114545	120547.5	3742.7	<	**108307.8**	105650.0	108375.0	1446.1
7	461	26103	155256.67	149535	154765.0	3348.2	<	**137305.8**	133755.0	137325.0	2429.6
8	506	30163	174558.50	161310	174567.5	6177.6	<	**152656.2**	149080.0	152067.5	2149.9
9	552	31703	188127.50	179840	188195.0	5472.1	<	**163798.2**	160260.0	163740.0	2171.2
10	643	37729	229232.50	216960	228495.0	6273.2	<	**194109.5**	189290.0	194010.0	3237.9
11	683	40887	242618.17	224270	241857.5	6825.8	<	**203524.2**	197455.0	203545.0	2745.2
12	714	43091	259746.17	247005	259382.5	6733.0	<	**218126.0**	211620.0	217707.5	3200.7

5.5.4 Sonuçlar

Ekip eşleme problemi iki aşamada çözülmüştür. Problemin ilk aşaması, Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü'nün yasal kısıtlarına ve havayolu şirketleri tarafından belirlenen özel kısıtlara uygun yasal ekip eşlemeleri oluşturulmuştur. İkinci aşamada ise, oluşturulan yasal ekip eşlemeleri arasından uçuş çizelgesindeki tüm uçuşları kapsayan en düşük maliyetli ekip eşlemelerini seçmektir. İlk aşamanın çıktısı, ikinci aşamanın girdisi olarak kullanılmış olup problem bütünleşik olarak çözülmüştür. Bu seçim işlemi üç farklı evrimsel algoritma ile yapılmıştır.

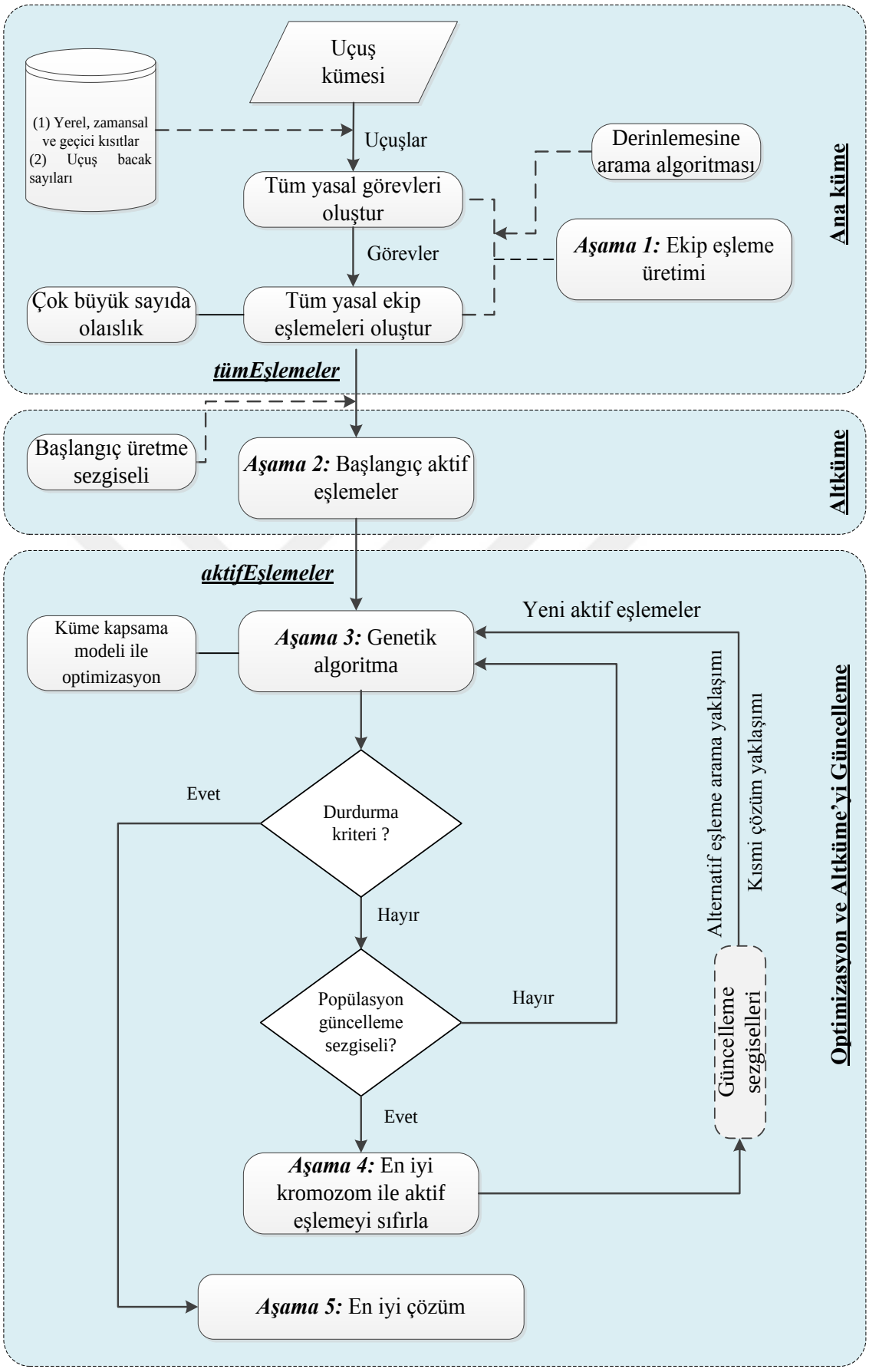
Çalışmanın etkililiğini gözlemlemek ve sonuçları karşılaştırmak amacıyla, geliştirilen tüm yaklaşımlar Türkiye'deki yerel bir havayolundan elde edilen 12 ayrı veri seti üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen memetik algoritma ile daha düşük maliyetli ekip eşlemeler oluşturulduğunu göstermektedir. Ancak, GA1 yaklaşımı ile elde edilen çizelgenin maliyeti ile GA2'den elde edilen çizelgelerin maliyeti arasında çok büyük farklar yoktur.

BÖLÜM 6

DİNAMİK TABANLI GENETİK ALGORİTMA VE BİR UYGULAMA ÖRNEĞİ

Büyük ölçekli ekip eşleme problemlerini optimizasyon teknikleri ile çözmek çok fazla zaman gerektirir. Bu yüzden, havayolu ekip eşleme problemi için hızlı, esnek ve dinamik tabanlı genetik algoritma yaklaşımı önerilmiştir. Algoritmanın temel mantığı, bir dizi küçük alt kümeyi genetik algoritma ile çözerek büyük çaplı bir problemin optimal çözümüne ulaşmaktır. Önerilen yöntemde, problemin küçük bir alt kümesi seçilir ve bu alt problem sürekli olarak genetik algoritma çözümünden elde edilen bilgiler doğrultusunda kendisini yeniler. Alt kümede çözümü kötüye götüren eşlemeler ile ana kümede çözümü daha iyi götürecek eşlemeler, geliştirilen *güncelleme sezgisel* algoritmalar yardımıyla sürekli olarak yer değiştirir. Aslında, genetik algoritmanın içerisindeki kromozomlar dinamik olarak değişmektedir.

Önerilen metodoloji beş aşamadan oluşmaktadır: (1) Tüm yasal ekip eşlemeler üretilir (milyonlarca olasılık) (2) Bu üretilen ekip eşlemelerden rastgele eşlemeler seçilerek (tüm uçuşları kapsayan) bir alt küme oluşturulur (3) Optimizasyon için genetik algoritmanın adımları uygulanır (4) Genetik algoritma belli bir iterasyon çalıştırıldıktan sonra popülasyonun en iyi kromozomu ve bu kromozomun eşlemeleri bir sonraki raunt için hafızada saklanır. Bir önceki *aktifEşlemeler* kümesi resetlenir ve çözümü daha iyiye götürecek en iyi kromozomun eşlemelerinden esinlenerek bir alt küme oluşturulur ve döngü tekrardan 3. aşamaya gelerek genetik algoritmanın adımları çalıştırılır ve (5) Döngü sonlandırılana kadar aşama 3-4 arası sürekli çalışarak en uygun çözüm kümesi elde edilir. Ekip eşleme problemi için önerilen dinamik tabanlı genetik algoritma yaklaşımı Şekil 6.1'de gösterilmiştir.



Şekil 6. 1 Önerilen algoritmanın adımları

6.1 Ekip Eşleme Üretimi

Bu aşamanın amacı tüm yasal ekip eşleme kümesini elde etmektir. Ekip eşleme problemi iki aşamadan oluşmaktadır: (1) Görev üretimi ve (2) Eşleme üretimi. İlk aşamada, uçuş kümesini kullanarak belirli kısıtlar dahilinde tüm yasal görevler oluşturulur (Detay için Bölüm 3'e bakınız). Görev üretimi için bir *derinlemesine arama* algoritması kullanılmaktadır. İkinci aşamada ise bir önceki uçuş görevi oluşturma aşamasındaki gibi tüm olası görevleri üreten *derinlemesine arama algoritması* kullanılmıştır. Fakat bu aşamadaki girdi, uçuş bacakları değil de bir önceki aşamada üretilen uçuş görev kümesidir. Derinlemesine arama algoritması, tüm görevler için arama uzayında tüm olası ekip eşleme alt kümelerini arar [16]. Algoritma 6.1'de eşleme üretim algoritmasının adımları gösterilmiştir.

Algoritma 6. 1 Eşleme üretim sezgiseli

```
1   Prosedür EşlemelerÜretimi (eşlemeListesi)
2       mevcutEşleme = boş bir eşleme yarat;
3       for her bir görev do
4           if Görev ana üsten başlamış ise
5               Görevi mevcutEşleme'ye ekle;
6               EşlemeArama (mevcutEşleme, eşlemeListesi)
7               mevcutEşleme'den görevi kaldır;
8   Prosedür EşlemeArama (mevcutEşleme, eşlemeListesi)
9       for her bir görev do
10          Görevi mevcutEşleme'ye ekle;
11          if mevcutEşleme geçerli ise (Ana üs şehri ile bitiyorsa)
12              mevcutEşleme'yi EşlemeListesi'ne ekle;
13          if mevcutEşleme daha fazla görev içeriyorsa
14              EşlemeArama (mevcutEşleme, eşlemeListesi) ;
15          mevcutEşleme'den görevi kaldır;
```

EşlemelerÜretim metodu, tüm mümkün ekip eşlemelerini oluşturan görev bağlantıları için arama yapmamızı sağlayan özyinelemeli bir işlevdir. İlk aşamada tüm görevler ana prosedürde gözden geçirilir. Ana üs'ten başlayan görevler için alt prosedür çağrılarak eklenebilecek görevler aranır. Satır 2 ile 7 arasında bu prosedürün adımları gösterilmiştir. İkinci aşamada ise ana üs'te biten görevler için alt prosedür çağrılarak eklenebilecek görevler aranır. Satır 9 ve 10'da uygun görevler araştırılır ve *mevcutEşleme*'ye eklenir. Satır 11 ve 12'de, eğer oluşturulan eşleme geçerliyse

eşlemeListesi'ne eklenir. Satır 13 ve 14'de ise eğer mevcut eşleme uzunluğu, daha fazla görev eklemek için izin veriyorsa, arama uzayında *özyinelemeli prosedür* tekrar çalışır. *eşlemeListesi* özyinelemeli kod tarafından oluşturulan geçerli tüm eşlemelerin listesidir.

Uçuşlar *f*, görev *d* ve eşlemeler *p* 'den oluşan bir havayolu ekip eşleme problemi için, maliyet fonksiyonu Eşitlik 6.2'deki gibi tanımlanmıştır.

Görev maliyeti ($C_j^{görev}$) ve Eşleme maliyeti ($C_k^{eşleşme}$);

$$Min\left(C_j^{görev}\right) = \sum_{i=1}^{f} a_{ij} C_i^{uçuş} + \sum_{i=1}^{f}\sum_{l=1}^{f} a_{ij}\, a_{lj} u_{il} C_{il}^{uçuşDinlenme} \quad \forall j = 1,2,.,d \tag{6.1}$$

Görev maliyet eşitliğinin ilk ve ikinci kısmı aşağıdaki gibi tanımlanır:

(1) Her bir görevin içindeki her bir uçuş için gerekli ödeme

(2) Uçuşlar arasındaki dinlenme masrafı

$$Min\left(C_k^{eşleme}\right) = \sum_{j=1}^{d} b_{jk} C_j^{görev} + \sum_{j=1}^{d}\sum_{q=1}^{d} b_{jk}\, b_{qk} h_{jq} C_{jq}^{görevDinlenme} \quad \forall k = 1,2,\dots,p \tag{6.2}$$

Ekip eşleme maliyet eşitliğinin ilk ve ikinci kısmı aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

(1) Her bir eşlemenin içindeki her bir görev için gerekli ödeme

(2) Görevler arasındaki dinlenme masrafı

Çizelge 6. 1 Ekip eşlemesi için kullanılan matematiksel notasyon

Notasyon	Tanım
$C_j^{görev}$	*j.* görev için temel asgari ödeme.
$C_i^{uçuş}$	Her bir uçuş *i*'nin maliyeti.
$C_{il}^{uçuşDinlenme}$	*i* ve *l* ardışık iki uçuş arasındaki dinlenme maliyeti.
$C_{jq}^{görevDinlenme}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki dinlenme maliyeti.
a_{ij}	Eğer *i.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{ij} = 1$, yoksa $a_{ij} = 0$.
a_{lj}	Eğer *l.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{lj} = 1$, yoksa $a_{lj} = 0$.
u_{il}	Eğer *i.* uçuştan sonra *l.* uçuş geliyorsa u_{il} =1, yoksa u_{il} =0.
b_{jk}	Eğer *j.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{jk} = 1$, yoksa $b_{jk} = 0$.
b_{qk}	Eğer *q.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{qk} = 1$, yoksa $b_{qk} = 0$.
h_{jq}	Eğer *j.* görevden sonra *q.* görev geliyor ise, $h_{jq} = 1$, yoksa $h_{jq} = 0$.

Kısıtlarda kullanılan indislerin tanımları aşağıdaki gibidir:

i=1,2,….f (*f Є F:* tüm uçuşlar kümesi)

j=1,2,…,d (*d Є D:* tüm görevler kümesi)

k=1,2,…,p (*p Є P:* tüm ekip eşlemeleri kümesi)

6.2 Sezgisel Çözümler ile Başlangıç Alt Küme Seçimi

Üretilen milyonlarca ekip eşlemesinin hepsi genetik algoritma modelinde girdi olarak kullanıldığı zaman her bir kromozomda milyonlarca gen oluşmakta bu da problemin çözümünü çok zorlaştırmaktadır. Ayrıca çözüm zorluğundan ziyade hem kötü sonuçlar elde edilmekte hem de algoritmanın performansı çok yavaş olmaktadır. Literatürde benzer yapılan çalışmalar incelendiğinde üretilen eşlemelerin belirli bir kısmı yani alt kümesi (tüm uçuşları kapsayan eşlemeler) genetik algoritmanın girdisi olarak seçilir ve diğer kalan eşlemeler ise çözüm dışına atılır. Bu şekilde yapıldığında alt küme dışında kalan eşlemeler bir daha hiç dikkate alınmıyor. Yani sadece bir alt kümesi dikkate alındığından bu bir dezavantaj olabilmektedir. Çünkü dikkate alınmayan eşlemeler arasında belki çözümü daha iyiye götürecek eşlemeler vardır. Bu çalışmada ise literatürdeki çalışmalardan farklı olarak tüm üretilen eşlemeler arasından tüm uçuşları kapsayan rastgele bir alt küme oluşturulur ve bu alt küme daha sonra kendisini sürekli yeniler. Algoritma 6.2'de alt küme oluşturma için sezgisel bir yaklaşım geliştirilmiştir.

Algoritma 6. 2 Başlangıç alt küme oluşturma sezgiseli

```
1  Prosedür BaşlangıçAktifEşlemeler ( Uçuşlar, tümEşlemeler, aktifEşlemeler, maksAdım)
2      Başlangıç adım = 0
3      While (adım < maksAdım)
4          Başlangıç geçiciUçuşlar = Uçuşlar
5          Başlangıç kapsanmışUçuşListesi = {}
6          While (geçiciUçuşlar.uzunluk > 0)
7              geçiciUçuşlar arasından rastgele bir F_i uçuşu seç.
8              if (F_i henüz kapsanmışUçuşListesi tarafından kapsanmamışsa)
9                  tümEşlemeler arasından F_i uçuşu için minimum pas uçuş içeren
(kapsanmışUçuşListesi'ni kontrol et) "ekip eşleme listesi" PL'yi bul.
10                 PL arasından rastgele bir eşleme P seç ve bu P 'yi aktifEşlemeler'e ekle.
11                 P'nin tüm uçuşlarını kapsanmışUçuşListesi'ne ekle.
12             geçiciUçuşlar'dan F_i'yi kaldır.
13         adım++
```

Algoritma 6.2'nin Satır 1'deki *BaşlangıçAktifEşlemeler* kodu, tüm uçuşları kapsayan *tümEşlemeler* içerisinden seçilmiş eşlemeler alt kümesini oluşturan fonksiyondur. Bunun için *Uçuşlar*, *tümEşlemeler*, *aktifEşlemeler* ve *maksAdım* değişkenlerimizi çağırırız. *Uçuşlar*: tüm uçuşların olduğu liste, *tümEşlemeler*: tüm eşlemelerin kayıtlı

olduğu liste, *aktifEşlemeler (altküme)*: Tüm uçuşları kapsayan *tümEşlemeler*'den seçilmiş bir eşleme alt kümesi ve *maksAdım* ise her bir uçuşun *aktifEşlemeler*'deki eşleme listesinde kapsanması gereken maksimum eşleme sayısını ifade eder. Yani bir uçuş farklı eşlemelerde en fazla *maksAdım* sayısı kadar bulunabilir. Satır 4'te uçuşlar geçici bir listeye (*geçiciUçuşlar*) aktarılır. Satır 5'te ise kapsanmış uçuşlar kümesi (*kapsanmışUçuşlarListesi*) oluşturulur. Satır 6'da *geçiciUçuşlar* listesindeki uçuş sayısı kadar *while* döngüsü çalıştırılır. Satır 7 ve 8'de ise bu *geçiciUçuşlar* listesinden rastgele bir F_i uçuşu seçilir ve bu seçilen uçuşun daha önce *kapsanmışUçuşlarListesi* kümesinde kapsanıp kapsanmadığına bakılır. Satır 9'da F_i uçuşu için *tümEşlemeler* kümesinden minimum pas uçuşlu eşlemeler aranır ve ayrıca *kapsanmışUçuşlarListesi* kontrol edilerek bir *"eşleme listesi (PL)"* oluşturulur. Satır 10'da *PL*'den rastegele bir *P(eşleme)* seçilir ve *aktifEşlemeler'e* eklenir. Satır 11'de seçilen *P*'nin tüm uçuşları *kapsanmışUçuşlarListesi*'ne eklenir. Satır 12 ve 13'de ise F_i uçuşu *geçiciUçuşlar* listesinden kaldırılır ve *adım* sayısı bir artırılır.

6.3 Optimizasyon için Küme Kapsama Modeli

Bu çalışmadaki ekip eşleme problemi, küme kapsama problemi olarak modellenmiştir. Sebebi ise ekip eşleme problemi ile küme kapsama problemi arasında çok net bir analoji bulunmaktadır. Küme kapsama modeli, ekip eşleme probleminin modellenmesinde gereken her türlü ihtiyacı karşılayabilmektedir [72]. Ayrıca küme bölme modelinde problemin çözümü imkansız olabilmekte iken küme kapsama modelinde olurlu çözüm bulunabilmektedir. Bu modelde, her bir satır havayolunun bir uçuşunu temsil eder ve her bir sütun ise oluşturulan bir ekip eşlemesini temsil eder. Aşağıda kullanılan model ile ilgili bilgiler mevcuttur.

<u>*Küme kapsama modeli*</u>

$$Min(z) = \sum_{\mathrm{j}=1}^{P} c_j * x_j \qquad j \epsilon P \tag{6.3}$$

Kısıtlar;

$$\sum_{\mathrm{j}=1}^{\mathrm{p}} a_{ij} * x_j \geq 1 \qquad \forall i \in \mathrm{F} \tag{6.4}$$

$$x_j \in \{0,1\} \qquad \forall j \in \mathrm{P} \tag{6.5}$$

$$x_j = \begin{cases} 1 & Eğer\ eşleme\ j\ seçilmişse, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases} \quad (6.6)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & Eğer\ uçuş\ i\ eşleme\ j\ tarafından\ kapsanıyorsa, \\ 0 & Aksi\ halde, \end{cases} \quad (6.7)$$

i; uçuş numarası (i = 1,2,…F) ve *j;* eşleme (j = 1,2,…P)

c_j: *j* eşlemesinin maliyeti

x_j: *j* eşlemesinin optimal çözümde yer alıp almayacağını gösteren 0-1 değişken

a_{ij}: *i* uçuş seferinin *j* eşlemesi tarafından kapsanıp kapsanmadığını gösteren 0-1 değişken

6.4 Genetik Algoritma ile Optimizasyon

Bu bölümde, ekip eşleme probleminin çözümü için önerilen genetik algoritmanın adımlarından bahsedilmiştir. Genetik algoritma ve varyantlarında, küme kapsama problemi için sütun temelli gösterim kullanılmıştır. Toplam sütun uzunluğu bir kromozoma eşit olmaktadır. Kromozom içerisindeki genler ise 1 ve 0 değerini alabilen bir dizi ile temsil edilmektedir.

6.4.1 Başlangıç Popülasyonu

Başlangıç popülasyonu genetik algoritmanın ilk aşamasıdır. Bu popülasyondaki her bir kromozom problemin olası çözümünü temsil eder. Kromozomlar (birey) oluşturulurken her bir uçuşu kapsayan sezgisel bir yaklaşım önerilmiştir (Algoritma 6.3).

Algoritma 6. 3 Başlangıç popülasyon oluşturma algoritması

```
1  Prosedür BaşlangıçPopülasyonu (aktifEşlemeler, Uçuşlar, popülasyon)
2      for (popülasyon içerisindeki her bir kromozom için)
3          for (Uçuşlar kümesindeki her bir F_i uçuşu için)
4              if (F_i uçuşu aktifEşlemeler listesi tarafından kapsanmış ise)
5                  if (F_i 'nin kromozom içerisindeki kapsanma sayısı < 1)
6                      aktifEşlemeler arasından F_i uçuşu içeren "ekip eşleme listesi" PL'yi bul.
7                      if (PL ≥ 1)
8                          PL arasından rastgele bir P seç.
9                          P'yi kromozom içerisine ekle.
10             Kromozom'u popülasyon içerisine ekle.
```

BaşlangıçPopülasyon metodu ile *aktifEşlemeler*, *Uçuşlar* ve *popülasyon* listelerini kullanarak başlangıç popülasyonunu oluştururuz. *aktifEşlemeler* listesi tüm eşlemeler arasından seçilmiş ve her bir uçuşu en az *n* kez kapsayan bir eşleme alt kümesidir. *Uçuşlar* listesi ise tüm uçuşların bulunduğu bir kümedir. *popülasyon* ise popülasyondaki kromozom sayısını ifade eder. Satır 2'deki *for döngüsü popülasyondaki* her bir *kromozom* için çalıştırılır. Satır 3 ve 4'de ise her bir F_i uçuşun *aktifEşlemeler'*de herhangi bir eşleme tarafından kapsanıp kapsanmadığına bakılır. Eğer bu F_i uçuşu kapsanmış ise Satır 5'de *kromozomdaki* genlerde bu uçuşun daha önce kapsanıp kapsanmadığına bakılır. Eğer bu F_i uçuş daha önce bu kromozomdaki gen de kapsanmamış ise satır 6'da bu uçuşu kapsayan eşlemeler yani *ekip eşleme listesi (PL)* bulunur. Satır 7, 8 ve 9'da eğer bu uçuşu kapsayan eşleme *P* var ise ve eşleme sayısı birden fazla ise *PL* arasından rastgele bir eşleme *P* seçilip ilgili kromozomun geni "*true*" bir diğer deyişle kromozoma ekleme yapılır. Döngü, popülasyonun ilk kromozomu için başlar ve tüm uçuşlar için çalıştırıldıktan sonra satır 10'daki kromozom listesinin içine eklenir ve döngü durdurma koşulu sağlanana kadar devam eder.

6.4.2 Uygunluk Fonksiyonu

Başlangıç popülasyonu ve mutasyon işleminden sonra her bir kromozomun uygunluk fonksiyonu hesaplanır. Bu fonksiyonun amacı, bir bireyin (kromozom) ne kadar sağlıklı ve uygun bir çözüm kümesi olup olmadığını belirlemek için kullanılır. Bu çalışmada kullanılan uygunluk fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$c_j = j.ekip\ eşlemesinin\ maliyeti$

$\mathrm{s_i} = i.uçuşun\ maliyeti$

$\mathrm{h_j} = j.ekip\ eşlemesinin\ otel\ ulaşım\ maliyeti$

$\mathrm{n_j} = j.ekip\ eşlemesinin\ gece\ konaklama\ sayısı$

$i = 1,2 \dots \dots \dots f$ *(f ∈ F : uçuşlar kümesi)*

$j = 1,2 \dots \dots \dots p$ *(p ∈ P : ekip eşlemeleri kümesi)*

olmak üzere;

$$Uygunluk\ fonksiyonu\ (Min) = \sum_{j=1}^{p}\left(c_j x_j + \sum_{i=1}^{f} s_i y_i\, a_{ij}\right) + \sum_{j=1}^{p} n_j h_j x_j \qquad (6.8)$$

Modelin parametreleri:

$c_j > 0, \quad s_i > 0 \ ve \ \ h_j > 0;$

$x_j \in \{0,1\} \qquad \forall j \in \mathrm{P}$

$a_{ij} \in \{0,1\} \qquad \forall j \in \mathrm{P}$

$$x_j = \begin{cases} 1 & \text{Eğer eşleme } j \text{ seçilmiş ise,} \\ 0 & \text{Aksi halde,} \end{cases}$$

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{Eğer uçuş } i \text{ bir pas uçuş ise,} \\ 0 & \text{Aksi halde,} \end{cases}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{Eğer uçuş } i \text{ eşleme } j \text{ tarafından kapsanıyorsa,} \\ 0 & \text{Aksi halde,} \end{cases}$$

Uygunluk fonksiyonundaki terimler (görev + dinlenme + pas uçuş maliyeti + otel ulaşım maliyeti) toplam maliyeti ifade etmektedir ve dolayısıyla genetik algoritma ile optimizasyon işlemindeki amaç toplam sürenin minimize edilmesidir. Uygunluk fonksiyonun da görüleceği üzere Eşitlik 6.8'deki ilk ifade, çözüm kümesi içerisindeki ekip eşleme maliyetini (görev +dinlenme) ifade etmektedir. İkincisi ise pas uçuş maliyetini, yani çözüm kümesi içerisinde birden fazla ekip eşleme tarafından kapsanmış uçuşların toplam pas maliyetini ifade etmektedir. Uygunluk fonksiyonundaki son eşitlik ise uçucu ekiplerin görev sonrası istirahatlarını gerçekleştireceği otele ulaşım maliyetini ifade etmektedir.

6.4.3 Genetik Operatörler

Genetik operatörler; seçim operatörü, çaprazlama ve mutasyon operatöründen oluşmaktadır. Seçim operatörü, genetik operatörler arasında ilk işlemdir. Çaprazlama ve mutasyon operatörü genetik bilginin yeni nesillere aktarılma aşaması olduğu için çaprazlamaya girecek olan kromozomların seçim aşaması önem taşımaktadır [111]. Bu çalışmada diğer seçim operatörleri ile kıyaslayınca daha iyi performans gösterdiğinden *ikili turnuva seçim* yöntemi kullanılmıştır. Yeni çocuklar üretecek ata (anne ve baba) kromozomların seçim işleminden sonra çaprazlama operatörü uygulanır. Çaprazlama operatörlerinden tek noktalı, iki noktalı ve uniform çaprazlamanın üçü de denenmiş ve algoritmanın en iyi performans gösterdiği operatör olarak tek noktalı çaprazlama

olduğu saptanmıştır. Algoritmanın lokal (yerel) maksimum ve lokal minimum noktalara yakalanmaması için Bit-flip mutasyon operatörü uygulanmıştır. Bu operatörler detaylı bir şekilde Bölüm 5'te anlatılmıştır.

6.4.4 İyileştirme Algoritmaları

6.4.4.1 Düzeltme-Onarım Algoritması

Daha önceki bölümlerde bahsedildiği gibi başlangıç popülasyonu ve mutasyon operatörlerinden sonra elde edilen kromozomun uygun olma garantisi yoktur. Uygun olmayan kromozomdan kasıt tüm uçuşların kapsanmaması olayıdır. Bir kromozom her bir uçuş bacağı tarafından kapsanmalıdır. Bu yüzden, bu çalışmada Eşitlik 5.7'deki yöntem uygulanmıştır [19].

İlk olarak uygun olmayan bir kromozomu uygun hale getirebilmek için çözüm kümesi tarafından kapsanmamış uçuşlar ve bu uçuşların kapsanabilmesi için çözüm kümesine eklenebilecek olan ekip eşlemeleri belirlenir. Kapsanmayan uçuşları kapsamak üzere hangi ekip eşlemesinin çözüm kümesine ekleneceği Eşitlik 5.7 ile karar verilmektedir. Bu çalışmada kullanılan algoritmanın adımları Algoritma 6.4'te verilmiştir.

Algoritma 6. 4 Onarım sezgiseli

```
1   Prosedür Onarım (Uçuşlar, aktifEşlemeler)
2       Başlangıç kapsanmamışUçuşListesi = {}
3       for Uçuşlar kümesindeki her bir F_i uçuşu için do
4           if (F_i uçuşu kromozom tarafından kapsanmamış ise)
5               F_i uçuşunu kapsanmamışUçuşListesi'ne ekle;
6       if (kapsanmamışUçuşListesi boş ise yani tüm uçuşlar çözümde ise)
7           çıkış;
8       for kapsanmamışUçuşListesi'ndeki her bir F_j uçuşu için do
9           aktifEşlemeler arasından F_j uçuşu içeren en iyi eşleme P_i'yi bul (Eşitlik 5.7'ye göre).
10          P_i'yi kromozoma ekle.
11          kapsanmamışUçuşListesi'ni güncelle.
```

Uygun olmayan kromozomların tamir edilmesinin yalancı kodu Algoritma 6.4'te gösterilmiştir. Satır 1'deki *Onarım* fonksiyonu için *Uçuşlar* ve *aktifEşlemeler* listesi girdi olarak kullanılır. *Uçuşlar*: tüm uçuşların listesi ve *aktifEşlemeler (altküme)*: Tüm uçuşları

kapsayan *tümEşlemeler*'deki eşlemeler arasından seçilmiş bir eşleme alt kümesidir. Satır 2'de çözüm kümesinde (kromozom) kapsanmayan uçuşlar için *kapsanmamışUçuşListesi* kümesi oluşturulur. Satır 3 ile 5 arasında ise uçuş listesindeki tüm uçuşlar için sırasıyla çözüm kümesinde kapsanıp kapsanmadığına bakılır ve kapsanmayan uçuşlar *kapsanmamışUçuşListesi* kümesine eklenir. Satır 6 ve 7'de eğer tüm uçuşlar kapsanmış ise çözüm sonlanır. Satır 8'de ise *kapsanmamışUçuşListesi* kümesindeki kapsanmayan her bir uçuş için en uygun eşleme aranır. Satır 9 ve 10'da Eşitlik 5.7'ye göre en iyi eşleme bulunur ve bulunan eşleme çözüm kümesine (*aktifEşlemeler'e*) eklenir. Satır 11'de ise bu eşlemenin içerisindeki F_j dışındaki uçuşlardan herhangi biri *kapsanmamışUçuşListesi* kümesindeki uçuşlardan birini kapsıyorsa bu uçuş *kapsanmamışUçuşListesi* kümesinden çıkartılır.

6.4.4.2 İlk Geliştirme Yerel Arama Sezgiseli

Çözüm algoritmasını daha efektif yapabilmek için bir lokal (yerel) optimizasyon adımı uygulanmıştır. Bu algoritma, kromozomu uygun hale getirildikten sonra aşırı kapsamaya neden olan ekip eşlemelerinin çözüm kümesi dışına çıkarılsa dahi kromozomun uygunluğunun bozulmadığı bir lokal optimizasyon işlemidir [19].

Algoritma 6. 5 Yerel optimizasyon sezgiseli

```
1  Prosedür YerelArama (Uçuşlar, aktifEşlemeler)
2      for (popülasyon içerisindeki her bir kromozom için)
3          for (aktifEşlemeler içerisindeki her bir eşleme Pi için)
4              if (Pi eşlemesi kromozom tarafından kapsanmış ise)
5                  setGene (Pi, false)
6                  if (Uçuşlar kümesindeki tüm uçuşlar kromozom tarafından kapsanmamış ise)
7                      setGene (Pi, true)
```

Çözüm kümesindeki ekip eşlemelerinin çözüm kümesi dışına çıkarılsa dahi kromozomun uygunluğunun bozulmadığı lokal optimizasyon sezgiselin yalancı kodu Algoritma 6.5'te verilmiştir. Satır 2, popülasyondaki her bir kromozom için çalışır. Satır 3'te *aktifEşlemeler* içindeki her bir eşleme P_i için döngü çalışır. Satır 4 ve 5'te eğer P_i çözüm kümesi içerisinde ise bu P_i çözüm kümesi dışına alınır. Satır 6 ve 7'de ise çözüm kümesi dışına alınmasına rağmen *Uçuşlar* kümesindeki tüm uçuşlar kapsanmamış ise P_i tekrar çözüm kümesine alınır.

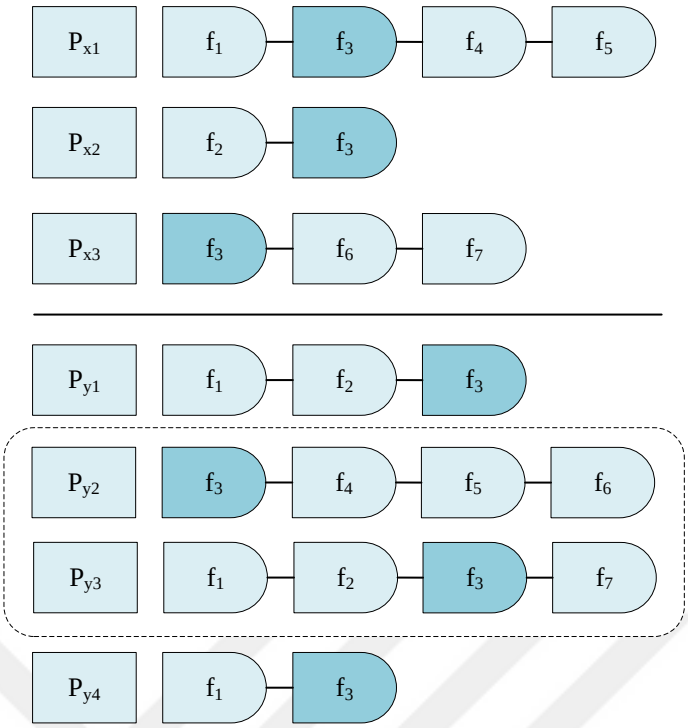
6.4.5 Popülasyon Yenileme

Popülasyon yenileme aşaması için kararlı-durum yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yaklaşım daha önceki Bölüm 5'de detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

6.5 Güncelleme Sezgiselleri

6.5.1 Pas Uçuş Azaltma Sezgiseli

Bu aşamaya alternatif eşleme arama aşaması da denilebilir. Geliştirilen sezgisel yaklaşımın amacı pas uçuş sayısını azaltmaktır. Pas uçuş, yolcu taşıma kapasitesini ve ekip kullanım verimliliğini azaltan bir faktördür. Bu yüzden havayolları pas uçuş sayısını her zaman optimum seviyede tutmak istemektedir. İlk olarak popülasyon içerisindeki kromozomlar arasından en iyi kromozom belirlenir ve popülasyonda geri kalan kromozomlar çözüm kümesi dışına atılır. Ayrıca bu en iyi kromozom bir alternatif çözümdür. Son olarak ise en iyi kromozomun yani alternatif çözümdeki eşlemelerin içerisindeki her bir uçuşun kaç kez kapsandığına bakılarak pas uçuş sayısını azaltacak alternatif eşlemeler aranır. Bu arama işlemini en çok kapsanan pas uçuştan başlayarak üretilen tüm eşlemeler arasından yapar ve bulduğu alternatif eşlemeyi alt kümeye ekler. Pas uçuş sayısını azaltacak alternatif eşleme arama örneği Şekil 6.2'de gösterilmiştir.



Şekil 6. 2 Alternatif eşleme arama örneği

Şekil 6.2'deki örnekte en iyi kromozomun içerisindeki eşlemelerde en çok kapsanan uçuş f_3'tür. Bu uçuşu kapsayan eşlemeler P_{x1}, P_{x2} ve P_{x3} olarak gösterilmiş ve içerisindeki uçuş bacakları f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6 ve f_7'dir. Tüm eşlemeler arasından f_3 uçuşunun f_1, f_2, f_4, f_5, f_6 ve f_7 uçuşlar ile birlikte kapsandığı alternatif eşlemeler P_{y1}, P_{y2}, P_{y3} ve P_{y4}'tür. En iyi kromozomdaki f_3 uçuşu P_{x1}, P_{x2} ve P_{x3} eşlemeleri tarafından kapsanırken önerilen yöntem ile tüm uçuşlarla birlikte P_{y2} ve P_{y3} eşlemeleri tarafından kapsanabilir. Burada amaç, çözüm kümesinde kapsanan birden fazla uçuşu minimum yapmaktır. Böylece amaç fonksiyonumuzdaki maliyetimizde azalacaktır.

Algoritma 6. 6 Alternatif eşleme arama yaklaşım sezgiseli

```
1   Prosedür MinPasUçuşArama (eniyiKromozom, Uçuşlar, tümEşlemeler, aktifEşlemeler)
2       Başlangıç aktifEşlemeler = eniyiKromozom.eşleme
3       While (true)
4           Çözüm kümesi tarafından çok kapsanan bir sonraki Fi uçuşunu bul.
5           if (Fi bulunamaz ise)
6               çıkış;
7           aktifEşlemeler arasından Fi uçuşu içeren "ekip eşleme listesi" PL'yi bul.
8           PL tarafından tüm uçuşları içeren "uçuş listesi" FL'yi bul.
9           Pas uçuşsuz FL listesindeki tüm uçuşları içeren "yeni eşleme listesi" NPL'yi bul.
10          NPL listesindeki tüm eşlemeler aktifEşlemeler listesine eklenir
```

Pas uçuş sayısını azaltacak alternatif eşleme arama algoritmasının yalancı kodu Algoritma 6.6'da gösterilmiştir. Satır 1'deki *MinPasUçuşArama* fonksiyonu için *eniyiKromozom*, *Uçuşlar*, *tümEşlemeler* ve *aktifEşlemeler* listesi girdi olarak kullanılır. *eniyiKromozom*: Genetik algoritmanın belli bir iterasyon çalışması sonucunda elde edilen en iyi kromozomun (çözüm kümesinin) genleri yani eşlemelerin listesi, *Uçuşlar*: tüm uçuşların listesi, *tümEşlemeler*: Tüm eşlemelerin listesi ve *aktifEşlemeler (altküme)*: Tüm uçuşları kapsayan *tümEşlemeler* arasından seçilmiş bir eşleme alt kümesidir. Satır 4'te çözüm kümesinde (*eniyiKromozom*) en çok kapsanan F_i uçuşları bulunur. Satır 5 ve 6'da eğer birden fazla kez kapsanan F_i 'ler bulunamaz ise çözüm sonlanır. Satır 7'de *tümEşlemeler* içerisinden F_i uçuşunu kapsayan eşlemeler bulunur ve *PL* listesi oluşturulur. Satır 8'de *PL* tarafından kapsanan ve tüm uçuşları içeren uçuş listesini yani *FL* kümesi bulunur. Satır 9 ve 10'da ise *FL* listesindeki tüm uçuşları kapsayan ve pas uçuş içermeyen yeni eşlemeler aranarak *NPL* listesi oluşturulur. Daha sonra *NPL* listesindeki tüm eşlemeler *aktifEşlemeler* listesine eklenir.

6.5.2 Düşük Maliyetli Alternatif Eşleme Arama Sezgiseli

Bu yaklaşım en iyi kromozomun içerisindeki düşük kaliteli eşlemeler (yüksek maliyetli) için ana kümeden yüksek kaliteli eşlemeler (düşük maliyetli) arama işlemidir. Diğer bir deyişle düşük maliyetli eşleme arama işlemi de denilebilir. Öncelikle en kalitesiz eşleme belirlenir ve bu en kalitesiz eşlemenin içerisindeki uçuşlar için ana kümeden sırasıyla yüksek kaliteli eşleme araması yapılır. Bu işlem sürekli olarak en kalitesiz eşleme içerisindeki uçuşlar için yüksek kaliteli eşlemeler bulana kadar devam eder. Öncelikle eşlemeler için bir kalite indeksi (QI) belirlenmiştir. QI indeksi Eşitlik 6.9'daki gibi hesaplanmıştır. Bu indeks değerlerine göre eşlemeler en yüksek kaliteden en düşük kaliteye göre sıralanmıştır. İndeks değeri küçük olan en düşük kaliteli eşlemeyi göstermektedir.

$$\text{Kalite indeksi (QI)} = \frac{Toplam\ blok\ s\ddot{u}resi}{Toplam\ e\c{s}leme\ s\ddot{u}resi} \tag{6.9}$$

$$\mathrm{QI} = \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{f}} a_{ij}\, M_i^{uçuş}}{\sum_{j=1}^{d}\sum_{q=1}^{d}(b_{jk}\, M_j^{tft} + b_{jk}b_{qk}h_{jq}M_{jq}^{gerekliDinlenme})} \quad , \quad \forall\, k = 1,2,\ldots\ldots,p \qquad (6.10)$$

Çizelge 6. 2 Kalite indeksinin matematiksel notasyonu

Notasyon	Tanım
$\boldsymbol{M_i^{uçuş}}$	*i.* uçuşun uçuş süresi.
$\boldsymbol{M_j^{tft}}$	*j*. görevin toplam uçuş görev süresi.
$\boldsymbol{a_{ij}}$	Eğer *i.* uçuş, *j.* görev tarafından kapsanıyor ise, $a_{ij} = 1$, yoksa $a_{ij} = 0$.
$\boldsymbol{b_{jk}}$	Eğer *j.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{jk} = 1$, yoksa $b_{jk} = 0$.
$\boldsymbol{b_{qk}}$	Eğer *q.* görev *k.* ekip eşleme tarafından kapsanıyor ise, $b_{qk} = 1$, yoksa $b_{qk} = 0$.
$\boldsymbol{h_{jq}}$	Eğer *j.* görevden sonra *q.* görev geliyor ise, $h_{jq} = 1$, yoksa $h_{jq} = 0$.
$\boldsymbol{M_{jq}^{gerekliDinlenme}}$	*j* ve *q* ardışık iki görev arasındaki gerekli dinlenme süresi.

i=1,2,….f (*f Є F:* tüm uçuşlar kümesi)

j=1,2,…,d (*d Є D:* tüm görevler kümesi)

k=1,2,…,p (*p Є P:* tüm ekip eşlemeleri kümesi)

Düşük kaliteli (yüksek maliyetli) eşleme sayısını azaltacak alternatif eşleme arama algoritmasının yalancı kodu Algoritma 6.7'de gösterilmiştir. Satır 3'te en iyi kromozomun içerisindeki eşlemeler arasından en düşük kaliteli eşleme P_i bulunur. Burada algoritma en kalitesiz eşlemeden başlayarak arama yapıyor. Daha sonra en kalitesizden sonra bir sonraki en kalitesiz eşlemeyi bulmayı amaçlıyoruz. Satır 4 ve 5'te eğer P_i bulunamaz ise çözüm sonlanır. Satır 6'da ise bu eşleme P_i içerisindeki uçuşlar *uçuşArama* kümesinde başlangıç değer olarak kullanılır. Satır 7'de arama yapılmış uçuşlar için *kapsanmışUçuşListesi* kümesi oluşturulur. Satır 8'de *uçuşArama* kümesinde her bir uçuş F_i için düşük maliyetli yani yüksek kaliteli eşleme araması yapılır. Arama işlemini yaparken aynı zamanda bu uçuşun *kapsanmışUçuşListesi* kümesinde kapsanmaması lazım. Satır 9'da *tümEşlemeler* içerinden F_i uçuşunu kapsayan en iyi eşleme P_n bulunur ve bu eşleme Satır 10'da *aktifEşlemeler'*e eklenir. Satır 11'de ise seçilen P_n'nin tüm uçuşları *kapsanmışUçuşListesi* kümesine eklenir. Satır 12'de P_i'nin her bir F_j uçuşları için arama işlemi yapılır. Satır 13'de F_j uçuşunu kapsayan düşük

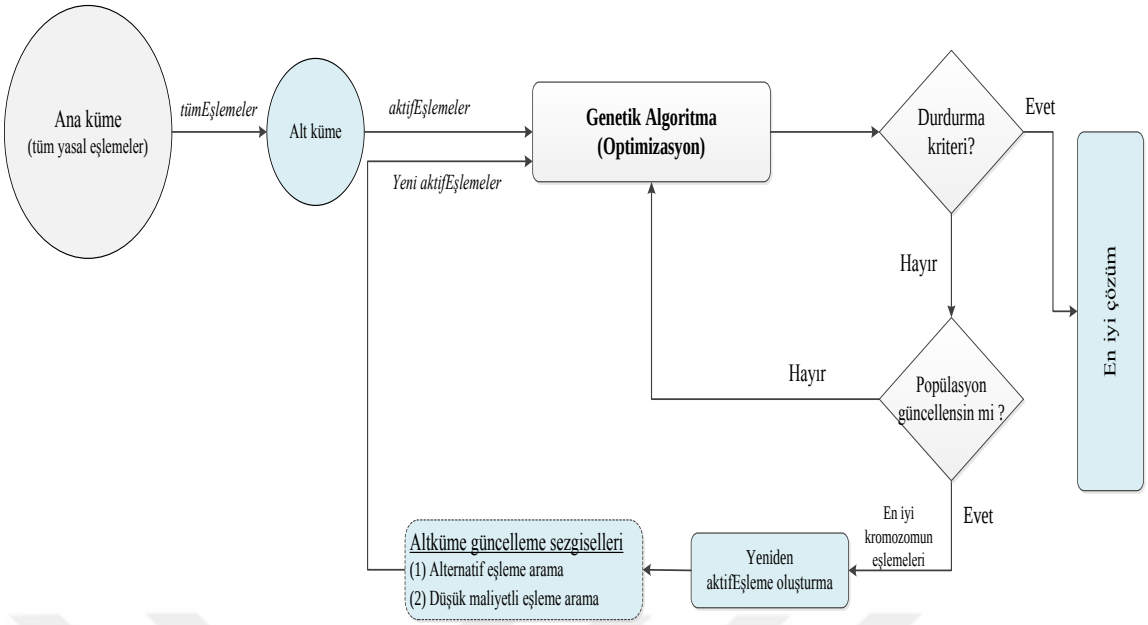
maliyetli P_j bulunur. Satır 14'de ise P_j içerisinde kapsanmamış tüm uçuşlar (*kapsanmışUçuşListesi* kümesinde kapsanmamış) *uçuşArama* kümesine eklenir.

Algoritma 6. 7 Düşük maliyetli alternatif eşleme arama sezgiseli

```
1   Prosedür DüşükMaliyetliAlternatifEşlemeArama (eniyiKromozom, tümEşlemeler, aktifEşlemeler)
2       While (true)
3           En iyi kromozomun içerisindeki düşük maliyetli eşlemelerden bir sonraki eşleme Pi'yi bul.
4           if (Pi bulunamaz ise)
5               çıkış;
6           Başlangıç uçuşArama = Pi 'nin uçuşları
7           Başlangıç kapsanmışUçuşListesi = {}
8               for (uçuşArama kümesindeki her bir Fi uçuşu için ama kapsanmışUçuşListesi'nde
bulunmaması lazım)
9               tümEşlemeler arasındaki Fi uçuşlarını kapsayan en iyi eşleme Pn'yi bul ama
kapsanmışUçuşListesi'nde bu Fi uçuşlar olmamalı.
10              Pn'yi aktifEşlemeler'e ekle.
11              Pn'nin tüm uçuşlarını kapsanmışUçuşListesi'ne ekle.
12              for (Pn'nin içerisindeki her bir Fj uçuşu için)
13                  Eşleme Pj'yi bul.
14                  Pj'nin kapsanmamış tüm uçuşlarını uçuşArama kümesine ekle.
```

6.6 Genel Bakış

Ekip eşleme optimizasyon probleminin çözüm yaklaşımının son şekli, Şekil 6.3 ve Algoritma 6.8'deki gibi ifade edilmiştir. Algoritmada görüldüğü üzere girdi olarak uçuş çizelgesinden uçuş bacakları alınır. Satır 3'de girdi olarak alınan uçuş bacaklarından tüm mümkün görevler üretilir. Satır 4'de, Satır 3'de üretilen görevler girdi olarak alınıp tüm mümkün eşlemeler üretilir. Satır 5'te ana kümeden seçilen bir eşleme alt kümesi oluşturulur. Satır 6'da eşleme alt kümesini girdi olarak kullanıp genetik algoritmanın başlangıç popülasyonu oluşturulur. Satır 7, 8, 9 ve 10'da döngü belirli iterasyon sayısına ulaşana kadar genetik algoritma ile optimizasyon yapılır. Satır 11 ve 12'de döngü sonunda popülasyonun en iyi kromozomu bulunur. Satır 13'te en iyi kromozomun içerisindeki eşlemelerin en çok kapsanan uçuşları dikkate alınarak pas uçuş sayısını azaltacak alternatif eşlemeler aranır. Satır 14'te ise yine en iyi kromozomun içerisindeki en kalitesiz eşlemeden başlayarak, bunların yerine yüksek kaliteli eşlemeler aranır. Satır 15'te ise durdurma koşulu sağlanana kadar döngü çalıştırılır.



Şekil 6. 3 Önerilen yaklaşıma genel bakış

Algoritma 6. 8 Dinamik tabanlı genetik algoritmanın genel adımları

```
1   Prosedür Ekip_Eşleme_Problem_Optimizasyon (Uçuşlar, maksİterasyon)
2       Başlangıç iterasyon=0
3       görevListesi=Üret_Görevler (Uçuşlar)
4       tümEşlemelerListesi=Üret_tümEşlemeler (görevListesi)
5       aktifEşlemelerListesi= başlangıçAktifEşlemeler (Uçuşlar, tümEşlemelerListesi)
6       Başlangıç popülasyonu (uçuşlar, aktifEşlemeler);
7       While (iterasyon <  maksİterasyon) do
8           Çöz_Altküme_Genetik_Algoritma (aktifEşlemelerListesi, Uçuşlar)
9           if (durdurma koşulu sağlanmamış ise)  do
10              çıkış;
11          if (güncelleme sezgiselleri gerekli ise)  do
12              eniyiKromozomu bul.
13              Çalıştır_Alternatif_Eşleme_Arama (eniyiKromozom, Uçuşlar, tümEşlemelerListesi, aktifEşlemeler)
14              Çalıştır_Düşük _Maliyetli_ Eşleme_Arama (eniyiKromozom, Uçuşlar, tümEşlemelerListesi, aktifEşlemeler)
15          iterasyon++
16      end While
```

6.7 Deneysel Sonuçlar

Bu çalışmada test amaçlı kullanılan uçuş çizelgesi, Türkiye'deki özel bir havayolu şirketinin Mart ve Nisan aylarındaki A310 filosundan alınmıştır. Test için bu uçuş çizelgesi 686, 780, 846, 864, 888 ve 906 uçuşa sahip aylık uçuş bacağına sahiptir. Tüm deneyler Intel (R) Core (TM) i7 CPU 960 @ 3.20GHz 2.79 GHz, 6.00 GB RAM işlemcili bir makinede Java Eclipse platformunda çalıştırılmıştır. Her bir deney 10 kez tekrarlanmıştır.

Çizelge 6. 3 Test örneklerinin uçuş bacaklarından üretilen görevler ve eşlemeler

Örnekler	Uçuş bacakları	Görevler	Eşlemeler (ana küme)
1	686	4480	45107
2	780	6468	220740
3	846	7740	449146
4	864	8407	868231
5	888	8710	993088
6	906	9170	1298141

Çizelge 6.3'te görevler sütunu, aylık uçuş bacağından üretilen toplam görev sayısını göstermektedir. Bu görevler derinlemesine arama algoritması ile üretilmektedir. Eşlemeler sütünü ise görev listesini kullanarak yasal kısıtlar çerçevesinde üretilen toplam eşleme sayısını (ana küme) ifade etmektedir. Aynı şekilde görev üretiminde olduğu gibi tüm yasal eşlemelerin üretiminde derinlemesine arama algoritmasından faydalanılmıştır.

Bu çalışmada, optimizasyon problemi için üç farklı evrimsel algoritma probleme entegre edilmiştir. Bunlar; iki çeşit genetik algoritma (GA1 ve GA2) ve bir Memetik algoritma (MA)'dır. Önerilen evrimsel algoritmaların genel yapısı Çizelge 6.4'te verilmiştir. GA1'e sadece alternatif eşleme arama yaklaşımı entegre edilmiştir. GA2'ye alternatif eşleme arama ve kısmi çözüm yaklaşımı entegre edilmiştir. MA ise GA2'nin üzerine yerel arama tekniğin eklenmesiyle oluşturulan bir algoritmadır. Geliştirilen memetik ve genetik algoritma varyantları, ekip eşleme probleminde test edilmiş ve sonuçlar Çizelge 6.5'te gösterilmiştir. Bu tablodaki anahtar performans göstergelerine (KPI) bakıldığında önerilen algoritmalar arasından memetik algoritmanın daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Tüm evrimsel algoritmalar 20.000 iterasyon boyunca çalıştırılmış olup her 1000 iterasyon da bir alt küme güncellenmiştir (en iyi kromozomun eşlemeleri hariç). Böylelikle kromozom uzunluğu da dinamik olarak her 1000 iterasyon da bir değişmektedir. Evrimsel algoritmalarda kullanılan ortak parametreler daha önceki Bölüm 5.4'te detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

Çizelge 6. 4 Önerilen evrimsel algoritmalar

Güncelleme Sezgiselleri	Evrimsel algoritmalar		
	GA1	GA2	MA
Alternatif eşleme arama (pas uçuş azaltma) yaklaşımı	x	x	x
Kısmi çözüm (düşük maliyetli eşleme arama) yaklaşımı	-	x	x
Yerel arama sezgiseli	-	-	x

Memetik algoritmanın literatürde aynı evrimsel algoritmalar ile yapılan çalışmalar ile karşılaştırıldığında önemli derecede performans sergilediği Çizelge 6.6'da görülmüştür. Zeren ve Özkol [12] çalışmalarında performans problemleri ile karşılaşmamak için kalitesiz ekip eşlemelerin elimine edilmesi yoluna gitmişlerdir. Belirli miktardaki kaliteli ekip eşlemeleri saklamak koşulu ile kalitesiz ekip eşlemeleri elimine etmişlerdir. Yani üretilen tüm eşleme ana kümesinden belirli bir miktar eşleme seçilerek bir eşleme alt kümesi oluşturulmuş ve genetik algoritmaya girdi olarak sunulmuştur. Bizim çalışmamızın bundan farkı ise eşleme alt kümesinin genetik algoritma ile optimizasyon sonucunda elde edilen bilgiler doğrultusunda alt küme dinamik olarak sürekli yenilenmektedir.

Çizelge 6.5 ve 6.6'ya baktığımız zaman 3 önemli parametre vardır. Bunlar; adam gün, pas uçuş ve yatıdır. Çözümler genelde bu üç parametre ile değerlendirilir. Diğer parametrelerin değerlendirilmesi bu değerlerin birbirine çok yakın olması durumunda anlamlı olmaktadır. Finansal maliyetlendirme de yapılmadığından toplam maliyet değeri planlamacıya bir fikir verse de operasyonel zorluklar sebebi ile çözümler daima bahsi geçen 3 parametre ile değerlendirilmektedir. Planlama yapılan döneme göre yatı, pas uçuş veya adam gün parametrelerinden hangisi daha kritik ise ona göre davranılır.

KPI	Örnek 1			Örnek 2			Örnek 3		
	GA1	GA2	Memetik	GA1	GA2	Memetik	GA1	GA2	Memetik
# alt küme	338	620	633	382	851	851	430	1024	1042
# eşlemeler (seçilmiş)	324	313	296	367	347	330	388	378	347
# görevler	356	335	318	406	371	355	443	406	371
# görev gün sayısı	404	383	366	454	419	403	491	454	419
# gece konaklama sayısı	32	22	22	39	24	25	55	28	24
# pas uçuş sayısı	26	18	18	39	22	20	46	26	24
Toplam görev süresi (s)	2738.53	2704.95	2690.78	3065.98	2981.07	2965.07	3250.07	3150.23	3133.82
Toplam eşleme süresi (s)	4205.53	3986.28	3946.62	4745.15	4339.82	4301.15	5291.23	4622.32	4492.90
Toplam uçuş süresi (s)	1791.12	1779.78	1779.78	1962.48	1923.32	1921.07	2054.98	2014.32	2006.82
Toplam gece konaklama süresi (s)	706.42	479.25	479.25	868.58	534.67	552.00	1213.58	616.00	520.50
Toplam pas uçuş süresi (s)	203.17	180.50	180.50	267.67	189.33	184.83	284.50	207.17	191.25
Görev için toplam pilot sayısı	751	717	683	849	785	751	921	853	787
Eşleme üretim süresi (dk)	0.15	0.17	0.17	0.24	0.22	0.21	0.33	5.54	0.37
Toplam çalışma süresi (dk)	1.66	1.89	2.54	3.39	4.77	4.99	6.02	11.67	8.26
Maliyetler									
Görev gün maliyeti	209947	210422	208042	232594	228309	224949	244659	240379	238344
Otel maliyeti	42385	28755	28755	52115	32080	33120	72815	36960	31230
Otel ulaşım maliyeti	384	264	264	468	288	300	660	336	288
Pas uçuş maliyeti	12190	10830	10830	16060	11360	11090	17070	12430	11475
Toplam maliyet	264906	250271	247891	301237	272037	269459	335204	290105	281337

Çizelge 6.5 Önerilen yöntemler için maliyet raporu (devamı)

KPI	Örnek 4			Örnek 5			Örnek 6		
	GA1	GA2	Memetik	GA1	GA2	Memetik	GA1	GA2	Memetik
# alt küme	468	1092	1124	508	1226	1209	519	1355	1285
# eşlemeler (seçilmiş)	396	386	350	405	402	359	409	398	369
# görevler	446	417	377	470	436	387	482	434	395
# görev gün sayısı	494	465	425	518	484	435	530	482	443
# gece konaklama sayısı	50	31	27	65	34	28	73	36	26
# pas uçuş sayısı	56	34	24	58	30	24	72	36	30
Toplam görev süresi (s)	3314.98	3212.82	3161.73	3397.07	3269.98	3227.23	3463.32	3337.23	3285.40
Toplam eşleme süresi (s)	5280.07	4744.98	4554.57	5711.23	4897.65	4662.73	5942.32	5017.32	4727.40
Toplam uçuş süresi (s)	2086.82	2048.40	2030.57	2123.57	2081.23	2059.73	2165.65	2116.90	2089.23
Toplam gece konaklama süresi (s)	1111.00	678.58	593.25	1446.58	750.08	622.42	1590.92	779.50	570.42
Toplam pas uçuş süresi (s)	302.92	227.83	192.17	318.75	235.17	191.25	348.75	259.00	202.75
Görev için toplam pilot sayısı	929	873	793	977	911	813	1003	911	835
Eşleme üretim süresi (dk)	0.40	1.16	0.39	1.85	0.50	0.51	0.73	0.71	0.72
Toplam çalışma süresi (dk)	19.00	38.35	18.72	30.16	37.96	21.61	23.79	32.30	30.12
Maliyetler									
Görev gün maliyeti	250144	243984	237679	255879	248854	242419	261084	254269	249419
Otel maliyeti	66660	40715	35595	86795	45005	37345	95455	46770	34225
Otel ulaşım maliyeti	600	372	324	780	408	336	876	432	312
Pas uçuş maliyeti	18175	13670	11530	19125	14110	11475	20925	15540	12165
Toplam maliyet	335579	298741	285128	362579	308377	291575	378340	317011	296121

Çizelge 6. 6 Performansı karşılaştırılan algoritmalar için maliyet raporu

KPI	Örnek 1		Örnek 2		Örnek 3	
	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma
# alt küme	1213	633	1550	851	1942	1042
# eşlemeler (seçilmiş)	298	296	329	330	347	347
# görevler	323	318	355	355	379	371
# görev gün sayısı	371	366	403	403	427	419
# gece konaklama sayısı	25	22	26	25	32	24
# pas uçuş sayısı	20	18	20	20	31	24
Toplam görev süresi (s)	2703.95	2690.78	2969.32	2965.07	3178.82	3133.82
Toplam eşleme süresi (s)	4003.70	3946.62	4343.07	4301.15	4718.32	4492.90
Toplam uçuş süresi (s)	1781.78	1779.78	1921.48	1921.07	2015.23	2006.82
Toplam gece konaklama süresi (s)	563.67	479.25	576.67	552.00	715.42	520.50
Toplam pas uçuş süresi (s)	183.58	180.50	185.67	184.83	207.08	191.25
Görev için toplam pilot sayısı	687	683	753	751	801	787
Eşleme üretim süresi (dk)	0.15	0.17	0.24	0.21	0.50	0.37
Toplam çalışma süresi (dk)	1.78	2.54	3.59	4.99	5.13	8.26
Maliyetler						
Görev gün maliyeti	206402	208042	225984	224949	240174	238344
Otel maliyeti	33820	28755	34600	33120	42925	31230
Otel ulaşım maliyeti	300	264	312	300	384	288
Pas uçuş maliyeti	11015	10830	11140	11090	12425	11475
Toplam maliyet	251537	247891	272036	269459	295908	281337

Çizelge 6. 6 KPI- Performansı karşılaştırılan algoritmalar için maliyet raporu (devamı)

KPI	Örnek 4		Örnek 5		Örnek 6	
	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma	Zeren ve Özkol [12]	Memetik Algoritma
# alt küme	2063	1124	2218	1209	2382	1285
# eşlemeler (seçilmiş)	360	350	365	359	375	369
# görevler	395	377	405	387	414	395
# görev gün sayısı	443	425	453	435	462	443
# gece konaklama sayısı	35	27	40	28	39	26
# pas uçuş sayısı	33	24	37	24	38	30
Toplam görev süresi (s)	3212.40	3161.73	3285.07	3227.23	3332.65	3285.40
Toplam eşleme süresi (s)	4807.23	4554.57	4954.32	4662.73	5048.65	4727.40
Toplam uçuş süresi (s)	2042.23	2030.57	2076.57	2059.73	2100.82	2089.23
Toplam gece konaklama süresi (s)	780.25	593.25	847.17	622.42	864.42	570.42
Toplam pas uçuş süresi (s)	214.58	192.17	224.83	191.25	224.92	202.75
Görev için toplam pilot sayısı	829	793	849	813	869	835
Eşleme üretim süresi (dk)	0.41	0.39	0.51	0.51	0.71	0.72
Toplam çalışma süresi (dk)	12.93	18.72	13.90	21.61	19.94	30.12
Maliyetler						
Görev gün maliyeti	241619	237679	246429	242419	251054	249419
Otel maliyeti	46815	35595	50830	37345	51865	34225
Otel ulaşım maliyeti	420	324	480	336	468	312
Pas uçuş maliyeti	12875	11530	13490	11475	13495	12165
Toplam maliyet	301729	285128	311229	291575	316882	296121

6.8 Bulgular ve Tartışma

Minimum maliyetli ekip eşleme çözüm kümesi elde edebilmek için dinamik tabanlı yeni bir genetik algoritma varyantları ve memetik algoritma yaklaşımı önerilmiştir. Bu algoritmalar çeşitli örnekler üzerinde test edilerek diğerlerine göre daha iyi sonuç veren yöntemin memetik algoritma (MA) olduğu ispatlanmıştır. Çalışmanın etkililiğini gözlemlemek ve sonuçları karşılaştırmak amacıyla, geliştirilen yaklaşım MA'yı, Zeren ve Özkol [12] geliştirdikleri hibrid genetik algoritma ile Türk Hava Yolları'ndan elde edilen 6 ayrı veri seti üzerinde test edilerek karşılaştırılmıştır. Bu iki algoritmanın karşılaştırılmasından elde edilen sonuç Çizelge 6.6'da verilmiştir. Sonuçlar gösterdi ki geliştirdiğimiz MA yaklaşımı Zeren ve Özkol [12]'a göre başarılı sonuçlar vermiştir. Şekil 6.4'te ise önerilen yaklaşımının optimizasyon sonucunda elde dilen bazı önemli anahtar performans göstergelerine ait grafikler gösterilmiştir (örnek 6 için). Pas uçuş sayısı: Gerçekleşen pas uçuşların toplam sayıları; Pas uçuş süresi: Pas uçuşların toplam uçuş süreleri; Görev günleri: Toplam görev gün sayısı; Gece konaklama: Toplam gece konaklama sayısı; Gece konaklama süreleri: Toplam gece konaklama süresi; Uygunluk: Toplam ekip eşleme maliyetidir.

Çizelge 6. 7 Yüzde iyileşmeyi gösteren özet rapor (%)

Önerilen metodun karşılaştırılması	KPI (anahtar performans göstergesi)	Örnek 1	Örnek 2	Örnek 3	Örnek 4	Örnek 5	Örnek 6
Zeren ve Özkol [12]	Toplam pas uçuş süresi(s)	%1.017	%1.005	%1.083	%1.117	%1.176	%1.109
	# görevli gün	%11.36	%10.00	%10.19	%10.42	%10.41	%10.43
	# gece konaklama	%11.11	%10.40	%13.33	%12.96	%14.29	%15.00
	Toplam maliyet	%1.015	%1.010	%1.052	%1.058	%1.067	%1.070

Elde edilen sonuçlar, MA algoritması ile daha düşük maliyetli ekip eşlemeler oluşturulduğunu göstermektedir. Çizelge 6.7'de ekip eşleme çözümü için kritik değerlendirme parametrelerini gösteren özet bir tablo verilmiştir. Özet tablodan görülebileceği gibi, önerilen yaklaşımın *görevli gün* ve *gece konaklama* sayısını azaltmada çok başarılıdır. *Toplam pas uçuş süreside* özellikle yoğun sezonlarda yolcu koltukların mürettebat tarafından kullanılması ile havayolu geliri düşeceğinden önemli bir KPI'dır. Bazı aylarda havayolu şirketleri yeterince pilot bulmakta zorluk çekmektedir. Özellikle bu durum yıllık uçuş süresi sınırlarına ulaşan her yılın sonu olan aralık ayında gerçekleşmektedir. Bu yüzden *görev gün sayısı* önemli bir faktördür. *Gece konaklama*

sayısı ise havayolu şirketlerinin konaklama maliyet giderine etki ettiği için bu faktörün optimum seviyede olunması istenmektedir. *Toplam maliyet* değerleri ise genel optimizasyon performansını gösterir. Sonuçlardan önerilen yaklaşımın üstün toplam maliyet değerleri ürettiğini görebilmekteyiz.

Her üç algoritmadan elde edilen istatistiksel sonuçlar Çizelge 6.8'de gösterilmiştir. Bu çizelgede, altı tane örneğin her bir evrimsel algoritmada 10 kez çalıştırılmasından elde edilen değerlerin ortalaması, en iyi değeri, medyanı ve standart sapması verilmiştir. Ayrıca bu algoritmaların arasında anlamlı bir fark olup olmadığını anlamak için Mann-Whitney-Wilcoxon testinin %95 güvenirliğinden faydalanılmıştır. Daha önceki bölümlerde bahsettiğimiz gibi bu test eşleştirilmiş "t" testinin parametrik olmayan karşılığıdır. Özet tablosunda bunun için *sig. (significant/anlamlılık)* sütunu bulunmaktadır. Burada algoritmalar arasında anlamlı bir fark olup olmadığını basitleştirmek adına " < ", " ≥ " ve " ≤ " işaretlerinden faydalanılmıştır. Örneğin 1. satırda " < " işareti GA1 ve GA2 kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark olduğunu ve GA2'nin maliyetinin GA1'den iyi olduğunu ifade etmektedir. " ≥ " işareti ise GA1 ve GA2 kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark yok olup, GA1'in maliyet değeri GA2'den daha iyi olduğunu ifade etmektedir. Bir diğer işaret olan "≤ " ise GA2 ve MA(memetik algoritma)'yı kıyasladığımızda iki algoritma arasında anlamlı bir fark olmadığını ve MA'nın maliyet değeri GA2'den daha iyi olduğunu ifade etmektedir.

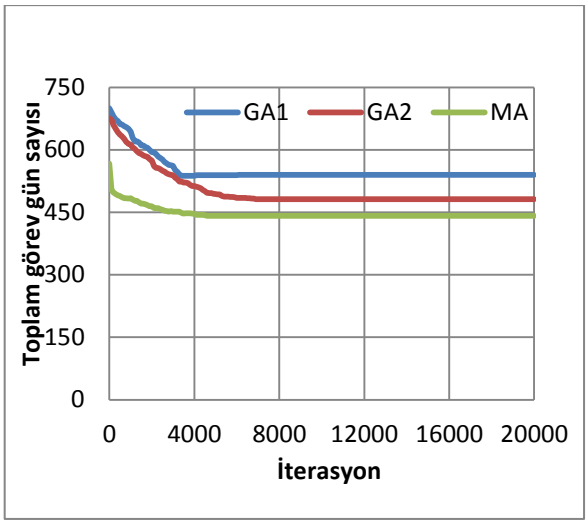
Çizelge 6.9'da ise Zeren ve Özkol [12] ve Memetik Algoritmalara ait istatistiki bilgiler paylaşılmıştır. Sonuçlar gösterdi ki bu iki algoritma arasında anlamlı bir fark vardır.

Çizelge 6. 8 Önerilen evrimsel algoritmalara ait tanımlayıcı istatistiki bilgiler

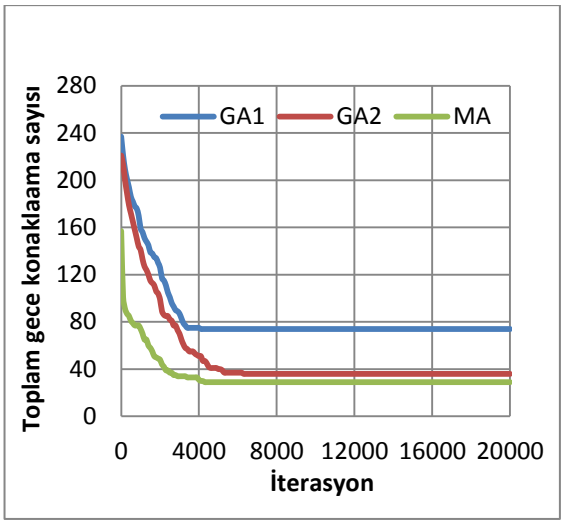
Örnekler	GA1				*Sig.*	GA2				*Sig.*	Memetik Algoritma			
	En iyi maliyet	Ortalama maliyet	Medyan	Standart sapma		En iyi maliyet	Ortalama maliyet	Medyan	Standart sapma		En iyi maliyet	Ortalama maliyet	Medyan	Standart sapma
Örnek 1	264906	286970.4	290800	11067.0	<	250271	254460.4	253279.5	4819.73	<	247891	**249972.7**	250218	1625.79
Örnek2	301237	312989.4	312454	9278.2	<	272037	277436.7	276233.5	5279.60	<	269459	**270695.9**	270650.5	869.09
Örnek 3	335204	344828.3	344466.5	5020.6	<	290105	305493.2	307031.5	8134.51	<	281337	**284350.7**	284648	2093.61
Örnek 4	335579	351673.6	348640.0	12396.9	<	298741	308696.8	307298.0	7757.99	<	285128	**290260.4**	290380.5	3229.92
Örnek 5	360260	369985.2	368217.5	8204.9	<	308377	320293.7	318307.5	11853.96	<	291575	**298467.5**	295942	6525.77
Örnek 6	378340	390278.9	388279.5	8738.5	<	317011	330942.5	326180.5	12569.76	<	296121	**300095.4**	299184.5	4372.04

Çizelge 6. 9 Karşılaştırılan evrimsel algoritmalara ait tanımlayıcı istatistiki bilgiler

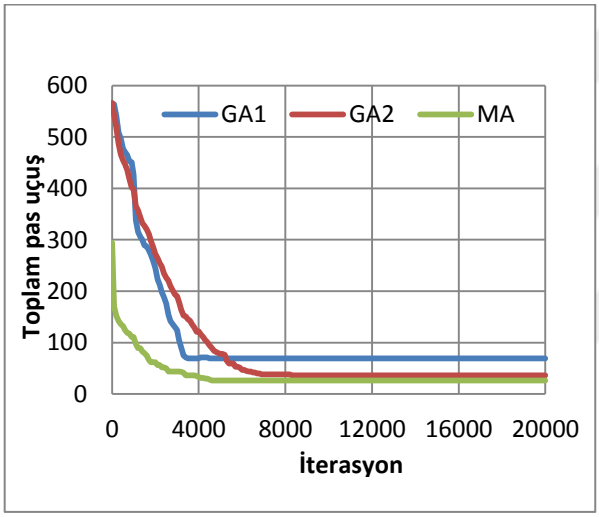
Örnekler	Zeren ve Özkol [12]				*Sig.*	Memetik Algoritma			
	En iyi maliyet	Ortalama maliyet	Medyan	Standart sapma		En iyi maliyet	Ortalama maliyet	Medyan	Standart sapma
Örnek 1	251537	254322.3	253221	2538.51	<	247891	**249972.7**	250218.0	1625.79
Örnek2	272036	275328.2	274837	2546.97	<	269459	**270695.9**	270650.5	869.09
Örnek 3	295908	303042.8	303042	4009.86	<	281337	**284350.7**	284648.0	2093.61
Örnek 4	301729	306563.0	305672	4412.11	<	285128	**290260.4**	290380.5	3229.92
Örnek 5	311229	317921.0	317317	4224.87	<	291575	**298467.5**	295942.0	6525.77
Örnek 6	316882	325061.2	325081	4741.28	<	296121	**300095.4**	299184.5	4372.04



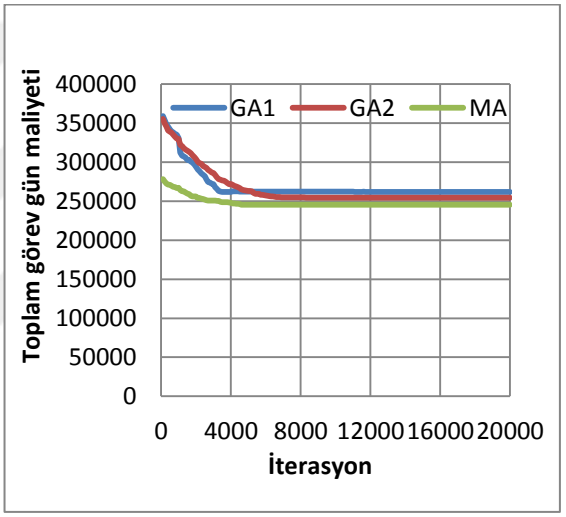
(a) Örnek 6



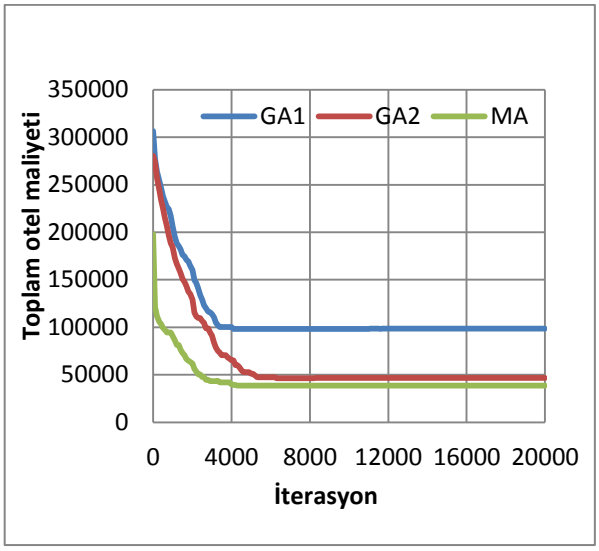
(b) Örnek 6



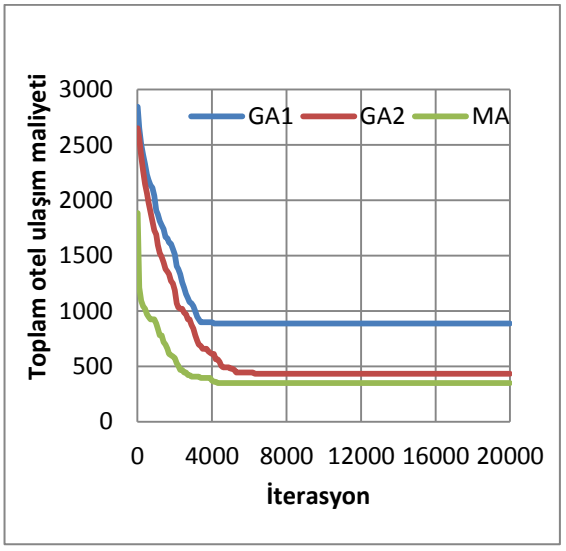
(c) Örnek 6



(d) Örnek 6

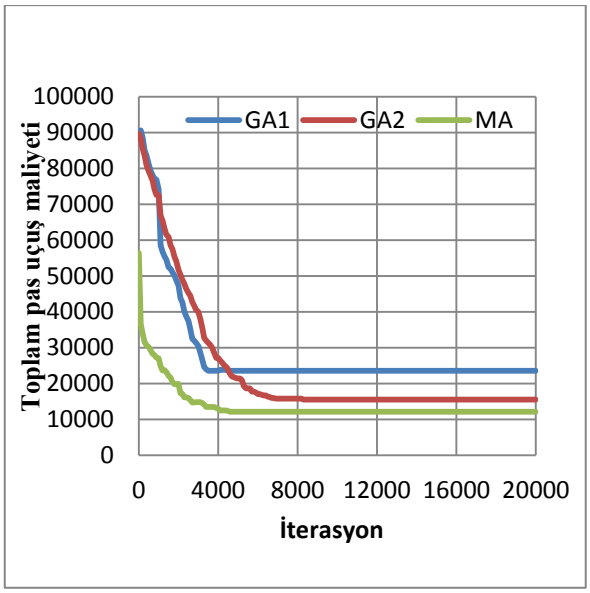


(e) Örnek 6

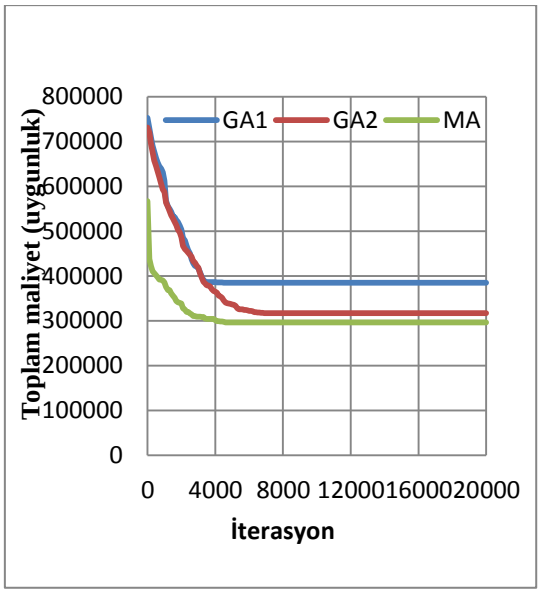


(f) Örnek 6

Şekil 6. 4 Önerilen algoritmaların Örnek 6 için anahtar performans göstergesi özeti



(g) Örnek 6

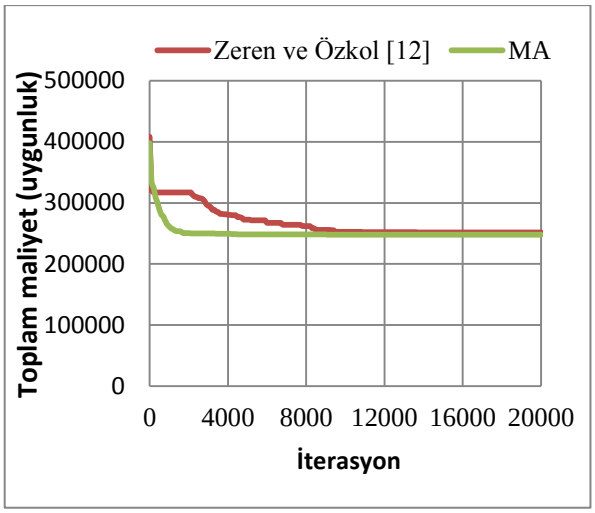


(h) Örnek 6

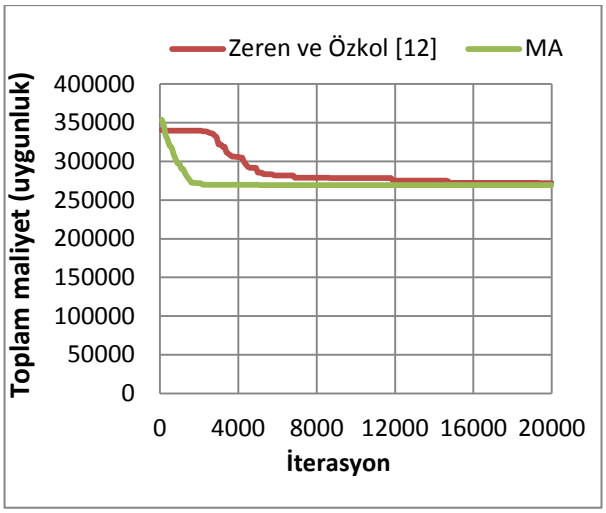
Şekil 6. 4 Önerilen algoritmaların Örnek 6 için anahtar performans göstergesi özeti (devamı)

Önerilen (MA) ve karşılaştırılan (Zeren ve Özkol (2012)) algoritmalarının toplam maliyet (uygunluk) fonksiyonunun tüm örnek veri setlerine ait deney sonuçları verilmiştir. Şekil 6.5'e baktığımız zaman MA algoritmasının Zeren ve Özkol (2012) algoritmasından daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

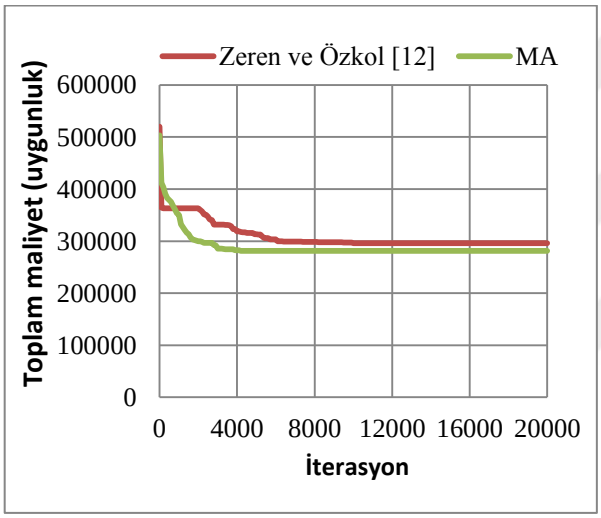
Sonuç olarak, her ne kadar henüz matematiksel metotlar kadar güçlü sonuç üretemeseler de, meta-sezgisel metotların kullanımı ile ekip eşleme ve atama problemlerinin çözümü ve performanslarının arttırılması konusunda geliştirme ve ilerleme sahasının önü oldukça açıktır. Çalışma alanına özel sezgisel kodlar ile meta-sezgisel algoritmaların hibritleştirilmesi ve bu algoritmaların paralelleştirilmesi bu alandaki önemli ve dikkate değer çalışma alanlarındandır.



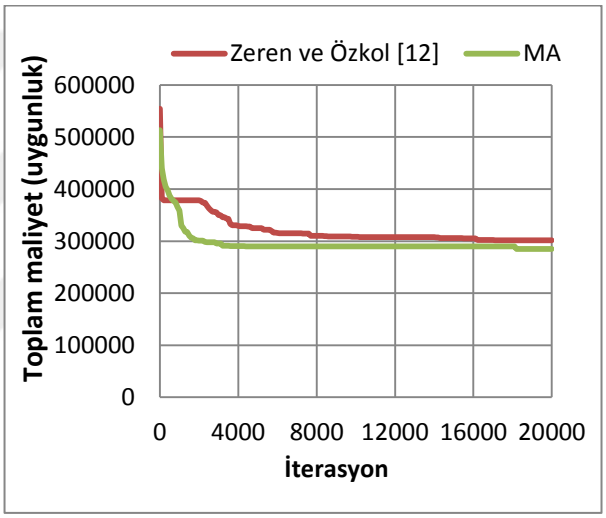
(a) Örnek 1



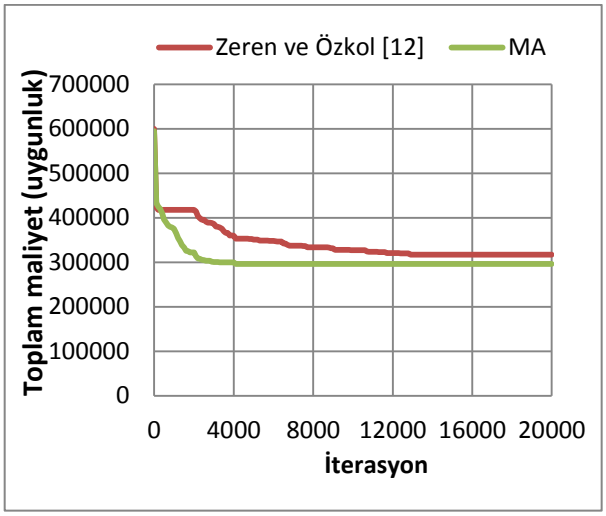
(b) Örnek 2



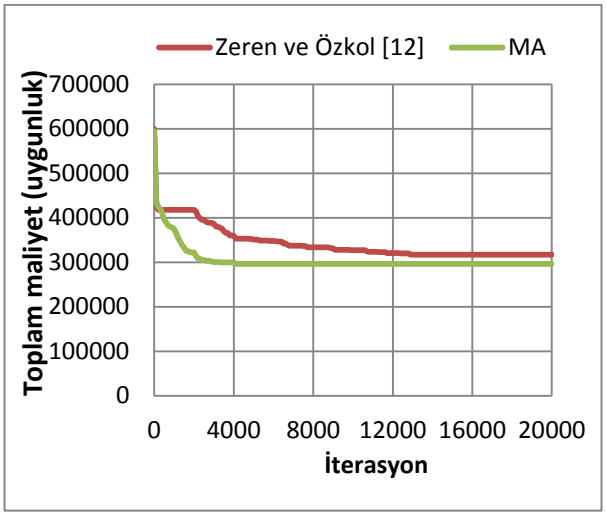
(c) Örnek 3



(d) Örnek 4



(f) Örnek 6



(f) Örnek 6

Şekil 6. 5 Karşılaştırlan algoritmaların tüm örnekler için toplam maliyet anahtar performans gösterge özetleri

BÖLÜM 7

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, literatürde yoğun bir şekilde çalışılan havayolu ekip eşleme problemi için dinamik tabanlı genetik algoritma varyantları ve memetik algoritma yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen dinamik yaklaşım sayesinde genetik algoritma ile yapılmış olan çalışmaların kullandığı veri setlerinden çok daha büyük veri seti kullanılarak kaliteli çözümler üretilebilmiştir. Ekip eşleme, ekip çizelgeleme süreçlerinin ana maliyet belirleyici aşaması olduğu için ekip maliyetlerini düşüren ve ekip kullanımını artıran bir aşamadır. İyi düzenlenmiş (optimum) ekip eşlemeleri üreten yaklaşımlar son derece önemlidir. Ekip eşleme optimizasyonun sonucunda elde edilen finansal maliyetlerin yanı sıra pas uçuş süresi, görev gün sayısı, gece konaklama sayısı vb. anahtar performans göstergeleri de sunulmuştur. Bu göstergeler gerçek dünya problemlerinde operasyonel zorlukların üstesinden gelmemize yardımcı olması açısından önemlidir.

Sunulan çözüm yaklaşımının geliştirilmesi sırasında mevcut yaklaşımlar incelenerek benzersiz model ve stratejiler geliştirilmiştir. Ayrıca asıl amacımız büyük veri setlerinin efektif bir şekilde üstesinden gelebilen ve kaliteli sonuç üretebilen bir genetik algoritma geliştirmektir. Deneysel sonuçlar bölümünden görülebileceği gibi önerilen strateji mevcut uygulamaları ile karşılaştırıldığında çok rekabetçi sonuçlar üretme yeteneğine sahiptir. Önerilen yaklaşım özellikle pas uçuş süresi ve gece konaklama sayısını azaltmada çok başarılıdır.

Bu çalışmanın ana katkıları;

- Büyük ölçekli havayolu ekip eşleme probleminin çözümü için dinamik tabanlı genetik algoritma yaklaşımları geliştirilmiştir.

- Pas uçuş sayısını azaltacak alternatif ekip eşleme arama (pas uçuş azaltma) yaklaşımı geliştirilmiştir.
- Düşük maliyetli (yüksek kaliteli) alternatif ekip eşleme arama yaklaşımı geliştirilmiştir.

Dinamik tabanlı genetik algoritma ile kromozom uzunluğu her belli bir iterasyon da değişmektedir. Bu önerilen yaklaşımın avantajı, üretilen milyonlarca eşleme kümesinden (ana küme) eşleme alt kümeleri üretilerek, genetik algoritma ile tüm uçuşları kapsayan minimum maliyetli çözüm kümesi bulunmaya çalışılır. Üretilen milyonlarca ekip eşlemesini genetik algoritmada direkt girdi olarak kullanmak, problemin çözümünü imkânsız hale getirmekle birlikte hem algoritmanın performansını yavaşlatmakta hem de kötü sonuçlar elde edilmektedir. Bu yüzden tüm eşlemelerin yerine bunun bir alt kümesi dikkate alınır. Bu alt küme dinamik olarak değişmektedir. Bir diğer deyişle ana küme ile alt küme ekip eşlemesi alışverişi yapmaktadır. Eşleme alt kümesinden çözümü kötüye götürecek ekip eşlemeleri çözüm dışına alınır ve ana kümeden çözümü iyiye götürecek eşlemeler seçilerek alt kümeye eklenir.

İkinci katkı ise pas uçuş sayısını azaltacak alternatif eşleme arama yaklaşımıdır. Diğer bir ifadeyle, her uçuş için en az pas uçuş üretecek eşlemeyi arayıp bulan sezgisel bir yaklaşım geliştirilmiştir. Bu sezgisel yaklaşım ana kümeden alt kümeye çözümü iyiye götürecek eşlemeler gönderir. Bunu yaparken de bölüm 6.5.1'de açıklandığı gibi alt kümedeki eşlemelerin içerisindeki uçuşların kapsanma sayısına bakarak yapar. Eğer bir uçuş birden fazla kez (pas uçuş) ekip eşlemesin de kapsanmış ise bu pas uçuşu sayısını azaltacak alternatif eşlemeler aranır. Bu arama işlemini en çok kapsanan pas uçuştan başlayarak üretilen tüm eşlemeler arasından yapar ve bulduğu alternatif eşlemeyi alt kümeye ekler.

Üçüncü katkı ise en iyi kromozom içerisindeki eşlemelere bakılarak alt kümedeki düşük kaliteli eşlemeler yerine ana kümeden yüksek kaliteli eşlemeler aranır. Diğer bir ifade ile düşük maliyetli ekip eşleme arama veya kısmi çözüm arama işlemidir. Bölüm 6.5.2'de bahsedildiği gibi ilk olarak en kalitesiz eşleme belirlenir ve bu en kalitesiz eşlemenin içerisindeki uçuşlar için ana kümeden sırasıyla yüksek kaliteli eşleme araması yapılır. Düşük maliyetli eşleme arama işlemi, en kalitesiz eşleme içerisindeki

uçuşlar için yüksek kaliteli eşlemeleri bulana kadar devam eder. Bu işlem daha önceden eşlemelere atanan kalite metriğine göre yapılır.

Elde edilen test sonuçları gösterdi ki önerilen yaklaşımın sezgisel iyileştirmeler ve geliştirmeler ile daha iyi ve hızlı çizelgeler üretmemize olanak sağlayacaktır. Bu çalışma aynı zamanda ekip planlama sürecinin ikinci aşaması olan ekip atama aşaması için de bir ön çalışma mahiyetindedir. Çünkü ekip atama sürecinin başarısı da tamamen ekip eşleme aşamasında üretilen ekip eşleme kümelerinin kalitesine bağlıdır.

Ekip çizelgeleme probleminde geleceğe yönelik çalışmalar daha çok ekip yorgunluğu üzerinedir. Ekip yorgunluğuna sebep olan iki ana faktör: uyku kaybı ve düzensiz uykudur. Birçok FAA kuralları olmasına rağmen uyku kaybı ve düzensiz uyku alışkanlıklarını minimize etmeye yönelik spesifik bir kural yoktur. Düzensiz uyku, vücudun “circadian rhythms” etkilemekte ve bu da yorgunluğa neden olmaktadır. Gveer vd. [160] ve Rosekind vd. [161] çalışmalarında görebilirsiniz.

Sütun üretme tabanlı matematiksel metotlar konusunda ise özellikle 400-500 uçak gibi büyük filolar için efektif çözüm üretebilmek için uygulanacak özel sezgisel yaklaşımlar, ekip eşleme ve atama problemlerinin birlikte modellenerek tek aşamada çözülmesi üzerine yapılan çalışmalar önemini korumaktadır.

Bir diğer önemli konu ise üretilen planın maliyet minimizasyonundan ziyade operasyonel bozuntulara karşı efektif, operasyonel maliyet artışını minimize edecek gürbüz (robust) çözümler üretmek üzerine çalışılan konular da ekip planlama alanındaki önemli çalışma alanlarındandır.

KAYNAKLAR

[1] Gopalakrishnan, B. ve Johnson, E. L., (2005). "Airline Crew Scheduling: State-of the-Art", Annals of Operations Research, 140(1):305-337.

[2] ATIG Yatırım Menkul Değerler A.Ş., Havayolu Sektörü-2015'e Bakış, https://www.atig.com.tr, 15 Eylül 2016.

[3] The International Air Transport Association, 2016 Mid-year Report, www.iata.org, 05 Aralık 2016.

[4] Barnhart, C. ve Talluri, K.T., (1997). Airline Operations Research in Design and Operation of Civil and Environmental Engineering System. Edited by Revelle C. and McGarity A., Wiley, 435–469.

[5] Bazargan, M., (2004). Airline Operations and Scheduling, 1st Edition, Ashgate Publishing, Ltd..

[6] Bazargan, M. (2010). Airline Operations and Scheduling, 2nd Edition, Ashgate Publishing, Ltd..

[7] Klabjan, D., Johnson, E. L., Nemhauser, G. L., Gelman, E. ve Ramaswamy, S., (2001). "Solving Large Airline Crew Scheduling Problems: Random Pairing Generation and Strong Branching", Computational Optimization and Applications, 20(1):73-91.

[8] Ekenbäck, A., (2002). A Column Generation Heuristic for a Combinatorial Optimization Problem. Master's Thesis in Computer Science at the School of Engineering Physics, Royal Institute of Technology, Stocholm.

[9] Barnhart, C., Cohn, A. M., Johnson, E. L., Klabjan, D., Nemhauser, G. L. ve Vance, P. H., (2003). Airline Crew Scheduling. In Handbook of Transportation Science. Springer US.

[10] Souai, N. ve Teghem, J., (2009). "Genetic Algorithm Based Approach for the İntegrated Airline Crew-Pairing And Rostering Problem", European Journal of Operational Research, 199(3):674-683.

[11] Deng, G. F. ve Lin, W. T., (2011). "Ant Colony Optimization-Based Algorithm for Airline Crew Scheduling Problem", Expert Systems with Applications, 38(5):5787-5793.

[12] Zeren, B. ve Özkol, İ., (2012). "An İmproved Genetic Algorithm for Crew Pairing Optimization", Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 4:70-80.

[13] Aydemir-Karadağ, A., Dengiz, B. ve Bolat, A., (2013). "Crew Pairing Optimization Based on Hybrid Approaches", Computers & Industrial Engineering, 65(1):87-96.

[14] Azadeh, A., Farahani, M. H., Eivazy, H., Nazari-Shirkouhi, S. ve Asadipour, G., (2013). "A Hybrid Meta-Heuristic Algorithm for Optimization of Crew Scheduling", Applied Soft Computing, 13(1):158-164.

[15] Soykan, E. ve Erol, S., (2016). "Havayolu Operasyonları Çizelgeleme Süreci", The 3th International Aviation Management Conference, 19 Nisan 2016, Ankara.

[16] Kornilakis, H. ve Stamatopoulos, P., (2002). Crew Pairing Optimization with Genetic Algorithms. In Methods and Applications of Artificial Intelligence. Springer Berlin Heidelberg.

[17] Birbil, İ., Bülbül, K., Aksu, D. T., Topçu, İ. ve Yenigün, H., (2007). Havayolu Dayanıklı Ekip Eşleme: Modeller, Çözüm Yöntemleri ve Uygulamalar, http://sye.yeditepe.edu.tr/project/havayolu-dayanikli-ekip-esleme-modeller-cozum-yontemleri-ve-uygulamalar/, 27 Kasım 2016.

[18] Soykan, B. ve Erol, S., (2014). "A Branch-and-Price Algorithm for the Robust Airline Crew Pairing Problem", Savunma Bilimleri Dergisi, 13(1):37-74.

[19] Beasley, J. E. ve Chu, P. C., (1996). "A Genetic Algorithm for the Set Covering Problem", European Journal of Operational Research, 94(2):392-404.

[20] Levine, D., (1996). "Application of a Hybrid Genetic Algorithm to Airline Crew Scheduling", Computers & Operations Research, 23(6):547-558.

[21] Özdemir, H. T. ve Mohan, C. K., (2001). "Flight Graph Based Genetic Algorithm for Crew Scheduling in Airlines", Information Sciences, 133(3):165-173.

[22] Chang, S. C., (2002). "A New Aircrew-Scheduling Model for Short-Haul Routes", Journal of Air Transport Management, 8(4):249-260.

[23] Kerati, S., Moudani, W. E., De Coligny, M. ve Mora-Camino, F., (2002). "A Heuristic Genetic Algorithm Approach for the Airline Crew Scheduling Problem", EU/ME, the European Chapter on Metaheuristics, EURO Working Group, Paris.

[24] Glover, F., (1989). "Tabu Search-Part I", ORSA Journal on Computing, 1(3):190-206.

[25] Ercan, C. ve Gencer, C., (2013). "Unmanned Aerial System Routing Problem Dynamic Solution Methods and Literature Review", Selcuk University Journal of Engineering, Science and Technology, 1(2): 51-72.

[26] Caserta, M., (2005). "Tabu Search-Based Algorithm for Large Scale Crew Scheduling Problems", Contaduría y Administración, (215):49-70.

[27] Gamache, M., Hertz, A. ve Ouellet, J. O., (2007). “A Graph Coloring Model for A Feasibility Problem in Monthly Crew Scheduling with Preferential Bidding”, Computers & Operations Research, 34(8):2384-2395.

[28] Dorigo, M., Maniezzo, V. ve Colorni, A., (1991). The Ant System: An Autocatalytic Optimizing Process. Technical Report, (91-016):163-183.

[29] Glover, F. ve Kochenberger, G. A., (2003). Handbook of Metaheuristics. Springer Science & Business Media, 57.

[30] Özturk, O., (2013). “A Cellular Manufacturing System Proposal for the Gearbox Production Unit of a Car Factory”, Anadolu University Journal of Social Sciences, 77-99.

[31] Lucic, P. ve Teodorovic, D., (1999). “Simulated Annealing for the Multi-Objective Aircrew Rostering Problem”, Transportation Research Part A: Policy and Practice, 33(1):19-45.

[32] Hadianti, R., Novianingsih, K., Uttunggadewa, S., Sidarto, K. A., Sumarti, N., ve Soewono, E., (2013). “Optimization Model for an Airline Crew Rostering Problem: Case of Garuda Indonesia”, Journal of Mathematical and Fundamental Sciences, 45(3):218-234.

[33] Aksoy, N., (2010). Pricing by Local Search in Column Generation for the Airline Crew Pairing Problem, Submitted to the Graduate School of Engineering and Natural Sciences in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science, Sabanci University, İstanbul.

[34] Borndörfer, R., Schelten, U., Schlechte, T. ve Weider, S., (2006). “A Column Generation Approach to Airline Crew Scheduling” In Operations Research Proceedings 2005. Springer Berlin Heidelberg.

[35] Çankaya, G. ve Arikan, M., (2009). “An Application of Airline Crew Scheduling by Using a Column Generation Approach”, Journal of The Faculty of Engineering And Architecture of Gazi University, 24(1):43-50.

[36] Lavoie, S., Minoux, M. ve Odier, E., (1988). “A New Approach for Crew Pairing Problems by Column Generation with an Application to Air Transportation”, European Journal of Operational Research, 35(1):45-58.

[37] Makri, A. ve Klabjan, D., (2004). “A New Pricing Scheme for Airline Crew Scheduling”, INFORMS Journal on Computing, 16(1):56-67.

[38] Muter, I., Birbil, S. I., Bulbul, K., Sahin, G., Yenigun, H., Tas, D. ve Tuzun, D., (2010). “Solving a Robust Airline Crew Pairing Problem with Column Generation”, Algopt, 1-26.

[39] Muter, I., Birbil, S. I., Bulbul, K., Sahin, G., Yenigun, H., Tas, D. ve Tuzun, D., (2013). “Solving a Robust Airline Crew Pairing Problem with Column Generation”, Computers & Operations Research, 40(3):815-830.

[40] Ramírez, J. D., (2007). An Approach to the Integrated Single-Fleet Aircraft and Crew Scheduling Problem, Doctoral dissertation, Instıtuto Tecnologıco Y De Estudıos Superıores De Monterrey, Tecnologico De Monterrey, Toluca.

[41] Reisi-Nafchi, M. ve Moslehi, G., (2013). “Cockpit Crew Pairing Problem in Airline Scheduling: Shortest Path with Resources Constraints Approach”, International Journal of Industrial Engineering, 24(4):259-268.

[42] Taş, D., (2008). Pricing in Column Generation for a Robust Airline Crew Pairing Problem, Submitted to the Graduate School of Engineering and Natural Sciences in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science, Sabanci University, İstanbul.

[43] Yan, S. ve Chang, J. C., (2002). “Airline Cockpit Crew Scheduling”, European Journal of Operational Research, 136(3):501-511.

[44] Yao, Y., Zhao, W., Ergun, O. ve Johnson, E., (2005). “Crew Pairing And Aircraft Routing for On-Demand Aviation with Time Window”, Proceedings of the International Conference on Computer and Industrial Management, ICIM, 29-30 October 2005, Bangkok.

[45] Zeybekcan, N., (2005). Airline Crew Scheduling. In Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science in Industrial Engineering, A Thesis Submitted to the Graduate School of Natural and Applied Sciences, Dokuz Eylul University, İzmir.

[46] Shenoi, R. G., (1994). Solving the Long Haul Crew Pairing Problem DC by Rajesh Gopaladrishna Shenoi, Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge.

[47] Vance, P. H., Atamturk, A., Barnhart, C., Gelman, E., Johnson, E. L., Krishna, A., ... ve Rebello, R., (1997). A Heuristic Branch-and-Price Approach for the Airline Crew Pairing Problem, Preprint.

[48] Barnhart, C., Johnson, E. L., Nemhauser, G. L., Savelsbergh, M. W. ve Vance, P. H., (1998). “Branch-and-Price: Column Generation For Solving Huge İnteger Programs”, Operations Research, 46(3):316-329.

[49] Gustafsson, T., (1999). A Heuristic Approach to Column Generation for Airline Crew Scheduling, Chalmers Tekniska Högskola/Göteborgs Universitet, Department of Mathematics, Göteborg.

[50] Merle, O. D., Villeneuve, D., Desrosiers, J. ve Hansen, P., (1999). “Stabilized Column Generation”, Discrete Mathematics, 194(1):229-237.

[51] Cordeau, J. F., Stojkovic, G., Soumis, F. Ve Desrosiers, J., (2001). “Benders Decomposition for Simultaneous Aircraft Routing and Crew Scheduling”, Transportation Science, 35(4):375-388.

[52] Sellmann, M., Zervoudakis, K., Stamatopoulos, P. ve Fahle, T., (2002). “Crew Assignment Via Constraint Programming: Integrating Column Generation and Heuristic Tree Search”, Annals of Operations Research, 115(1-4):207-225.

[53] Sandhu, R. ve Klabjan, D., (2007). “Integrated Airline Fleeting and Crew-Pairing Decisions”, Operations Research, 55(3):439-456.

[54] Mercier, A., Cordeau, J. F. ve Soumis, F., (2005). “A Computational Study of Benders Decomposition for the Integrated Aircraft Routing And Crew Scheduling Problem”, Computers & Operations Research, 32(6):1451-1476.

[55] Tran, V. H., (2005). Solving Large Scale Crew Pairing Problems, Doctoral Dissertation, Ruprecht-Karls-Universitat Heidelberg, Heidelberg.

[56] Nissen, R. ve Haase, K., (2006). "Duty-Period-Based Network Model for Crew Rescheduling in European Airlines", Journal of Scheduling, 9(3):255-278.

[57] Shebalov, S. ve Klabjan, D., (2006). "Robust Airline Crew Pairing: Move-up Crews", Transportation Science, 40(3):300-312.

[58] Medard, C. P. ve Sawhney, N., (2007). "Airline Crew Scheduling from Planning to Operations", European Journal of Operational Research, 183(3):1013-1027.

[59] Mercier, A. ve Soumis, F., (2007). "An Integrated Aircraft Routing, Crew Scheduling and Flight Retiming Model", Computers & Operations Research, 34(8):2251-2265.

[60] Çoban, E., (2008). Column Generation Approaches to a Robust Airline Crew Pairing Model for Managing Extra Flights, Submitted to the Graduate School of Engineering and Natural Sciences in partial fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science, Sabanci University, İstanbul.

[61] AhmadBeygi, S., Cohn, A. ve Weir, M., (2009). "An Integer Programming Approach to Generating Airline Crew Pairings", Computers & Operations Research, 36(4):1284-1298.

[62] Papadakos, N., (2009). "Integrated Airline Scheduling", Computers & Operations Research, 36(1):176-195.

[63] Santosa, B., Sunarto, A. ve Rahman, A., (2010). "Using Differential Evolution Method to Solve Crew Rostering Problem", Applied Mathematics, 1(04):316.

[64] Ionescu, L. ve Kliewer, N., (2011). "Increasing Flexibility of Airline Crew Schedules", Procedia-Social and Behavioral Sciences, 20:1019-1028.

[65] Rasmussen, M. S., Lusby, R. M., Ryan, D. M. ve Larsen, J., (2011). A Subsequence Generation Approach for the Airline Crew Pairing Problem, Technical Report, DTU Management Enginnering, 9.

[66] Saddoune, M., Desaulniers, G., Elhallaoui, I. ve Soumis, F., (2011). "Integrated Airline Crew Scheduling: A Bi-Dynamic Constraint Aggregation Method Using Neighborhoods", European Journal of Operational Research, 212(3):445-454.

[67] Bayer, D. A., (2012). Pairing Generation for Airline Crew Scheduling, A Thesis Presented to the University of Waterloo in Fulfillment of the Thesis Requirement for the Degree of Master of Applied Science in Management Sciences, University of Waterloo, Ontario.

[68] Dück, V., Ionescu, L., Kliewer, N. ve Suhl, L., (2012). "Increasing Stability of Crew and Aircraft Schedules", Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 20(1):47-61.

[69] Flórez, D. C., Walteros, J. L., Vargas, M. A., Medaglia, A. L. ve Velasco, N., (2012). A Mathematical Programming Approach to Airline Crew Pairing Optimization.

[70] Cacchiani, V. ve Salazar-Gonzalez, J. J., (2013). "A Heuristic Approach for an Integrated Fleet-Assignment, Aircraft-Routing and Crew-Pairing Problem", Electronic Notes in Discrete Mathematics, 41:391-398.

[71] Saddoune, M., Desaulniers, G. ve Soumis, F., (2013). "Aircrew Pairings with Possible Repetitions of the Same Flight Number", Computers & Operations Research, 40(3):805-814.

[72] Zeren, B. ve Özkol, İ., (2016). "A Novel Column Generation Strategy for Large Scale Airline Crew Pairing Problems", Expert Systems with Applications, 55:133-144.

[73] Freling, R., Lentink, R. M. ve Wagelmans, A. P., (2004). "A Decision Support System for Crew Planning in Passenger Transportation Using a Flexible Branch-and-Price Algorithm", Annals of Operations Research, 127(1-4):203-222.

[74] Çankaya, G., (2008). A Column Generation Algorithm and an Application for Airline Crew Schedulıng Problem, M.Sc. Thesis, Institute of Science And Technology, Gazi University, Ankara.

[75] Topçu, İ. ve Kabak, Ö., Yöneylem Araştırması I Ders Notları, http://web.itu.edu.tr/topcuil/ya/END331.pdf, 21 Ekim 2016.

[76] Forrest, J. J., (1989). Mathematical Programming with a Library of Optimization Subroutines, In ORSA/TIMS Joint National Meeting, New York.

[77] Anbil, R., Tanga, R. ve Johnson, E. L., (1992). "A Global Approach to Crew-Pairing Optimization", IBM Systems Journal, 31(1):71-78.

[78] Barahona, F. ve Anbil, R., (2000). "The Volume Algorithm: Producing Primal Solutions with a Subgradient Method", Mathematical Programming, 87(3):385-399.

[79] Held, M. ve Karp, R. M., (1971). "The Traveling-Salesman Problem and Minimum Spanning Trees: Part II", Mathematical Programming, 1(1):6-25.

[80] Held, M., Wolfe, P. ve Crowder, H. P., (1974). "Validation of Subgradient Optimization", Mathematical Programming, 6(1):62-88.

[81] Hoffman, K. L. ve Padberg, M., (1993). "Solving Airline Crew Scheduling Problems by Branch-and-Cut", Management Science, 39(6):657-682.

[82] Dawid, H., Konig, J. ve Strauss, C., (2001). "An Enhanced Rostering Model for Airline Crews", Computers & Operations Research, 28(7):671-688.

[83] Cohn, A. M. ve Barnhart, C., (2003). "Improving Crew Scheduling by Incorporating Key Maintenance Routing Decisions", Operations Research, 51(3):387-396.

[84] Potter, D., (2008). An Implementation of a Constraint Branching Algorithm for Optimally Solving Airline Crew Pairing Problems, M. Sc. Thesis, Chalmers University of Technology Department of Mathematical Sciences, Gothenburg.

[85] Ruther, S., (2013). Integrated Aircraft Routing, Crew Pairing, and Tail Assignment, PhD thesis, The University of Newcastle, Newcastle.

[86] Bae, K. H., (2010). Integrated Airline Operations: Schedule Design, Fleet Assignment, Aircraft Routing, and Crew Scheduling, Doctoral Dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University, Virginia.

[87] Beasley, J. E. ve Cao, B., (1996). "A Tree Search Algorithm for the Crew Scheduling Problem", European Journal of Operational Research, 94(3):517-526.

[88] Cabral, L. D. A. F., Freitas, M. J., Maculan, N. ve Pontes, R. C. V., (2000). "An Heuristic Approach for Large Scale Crew Scheduling Problems at Rio-Sul Airlines", In 40th International Symposium of the AGIFORS, Istanbul.

[89] Cappanera, P. ve Gallo, G., (2004). "A Multicommodity Flow Approach to the Crew Rostering Problem", Operations Research, 52(4):583-596.

[90] Chu, H. D., Gelman, E. ve Johnson, E. L., (1997). "Solving Large Scale Crew Scheduling Problems", European Journal of Operational Research, 97(1997):260-268.

[91] Gao, C. ve Johnson, E., (2006). Rethinking the Airline Crew Scheduling Process. Working Paper, Georgia Institute of Technology School of Industrial and Systems Engineering, Atlanta.

[92] Kharraziha, H., Ozana, M. ve Spjuth, S., (2003). Large Scale Crew Rostering, Carmen Research and Technology Report CRTR-0305, Carmen Systems AB, Gothenburg.

[93] Mou, Z. ve Zhang, Y., (2013). "Multi-objective Integer Programming Model and Algorithm of the Crew Pairing Problem in a Stochastic Environment", WSEAS Transactions on Mathematics, 8(12):809-818.

[94] Rushmeier, R. A., Hoffman, K. L. ve Padberg, M., (1995). Recent Advances in Exact Optimization of Airline Scheduling Problems, Working Paper, Dept. of Operations Research and Engineering, George Mason University, Fairfax.

[95] Salazar-González, J. J., (2014). "Approaches to Solve The Fleet-Assignment, Aircraft-Routing, Crew-Pairing and Crew-Rostering Problems of a Regional Carrier", Omega, 43:71-82.

[96] Schaefer, A. J., Johnson, E. L., Kleywegt, A. J. ve Nemhauser, G. L., (2005). "Airline Crew Scheduling Under Uncertainty", Transportation Science, 39(3):340-348.

[97] Wedelin, D., (1995). "An Algorithm for Large Scale 0–1 İnteger Programming with Application to Airline Crew Scheduling", Annals of Operations Research, 57(1):283-301.

[98] Weir, J. D. ve Johnson, E. L., (2004). "A Three-Phase Approach to Solving the Bidline Problem", Annals of Operations Research, 127(1-4):283-308.

[99] Zeghal, F. M. ve Minoux, M., (2006). "Modeling and Solving a Crew Assignment Problem in Air Transportation", European Journal of Operational Research, 175(1):187-209.

[100] Winston, W. L. ve Goldberg, J. B., (2004). Operations Research: Applications and Algorithms, Belmont, CA: Duxbury Press.

[101] Mingozzi, A., Boschetti, M. A., Ricciardelli, S. ve Bianco, L., (1999). "A Set Partitioning Approach to the Crew Scheduling Problem", Operations Research, 47(6):873-888.

[102] Desaulniers, G., Desrosiers, J., Dumas, Y., Marc, S., Rioux, B., Solomon, M. M. ve Soumis, F., (1997). "Crew Pairing at Air France", European Journal of Operational Research, 97(2):245-259.

[103] Rosenberger, J. M., Schaefer, A. J., Goldsman, D., Johnson, E. L., Kleywegt, A. J. ve Nemhauser, G. L., (2002). "A Stochastic Model of Airline Operations", Transportation Science, 36(4):357-377.

[104] Yen, J. W. ve Birge, J. R., (2006). "A Stochastic Programming Approach to the Airline Crew Scheduling Problem", Transportation Science, 40(1):3-14.

[105] Teodorovic, D. ve Lucic, P., (1998). "A Fuzzy Set Theory Approach to the Aircrew Rostering Problem", Fuzzy Sets and Systems, 95(3):261-271.

[106] Aydemir, A. A., (2008). Havayolu Ekip Eşleme Problemi: Genetik ve Karma Algoritmalar, Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

[107] Orhan, I., Kapanoğlu, M. ve Karakoc, T. H., (2010). "Planning and Scheduling of Airline Operations", Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, 16(2):181-191.

[108] Türk Hava Yolları, Yönetim Kurulu Faaliyet Raporu-2015, http://www.turkishairlines.com/tr-tr/, 11 Kasım 2016.

[109] Pavlopoulou, C., Gionis, A., Stamatopoulos, P. ve Halatsis, C., (1996). "Crew Pairing Optimization Based on CLP", In Proc. 2nd International Conference on the Practical Application of Constraint Technology (PACT'96), London.

[110] Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü, Uçucu Ekip Uçuş Görev ve Dinlenme Süreleri ile Uygulama Esasları Talimatı (SHT-6A.50 Rev. 05), http://web.shgm.gov.tr/, 15 Eylül 2016.

[111] Zeren, B., (2008). Genetik Algoritmalar ile Havayolu Ekip Planlamada Ekip Rotasyon Optimizasyonu, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

[112] THY, (2012). THY Uçucu Personel Uçuş Görev ve Uçuş Saatleri Prosedürü Rev.02, İstanbul.

[113] Qi, X., Yang, J. ve Yu, G., (2004). Scheduling Problems in The Airline Industry, Handbook of Scheduling: Algorithms, Models and Performance Analysis, (Ed: Joseph, Y. ve Leung, T), Chapman&Hall/CRC, 50. Bölüm, New York.

[114] Birbil, S. I., Frenk, J. B. G., Gromicho, J. A. ve Zhang, S., (2009). "The role of robust optimization in single-leg airline revenue management", Management Science, 55(1):148-163.

[115] Gürsoy, M. ve Akyıldız, G., (2007). "Havaalanı Kapı Ataması Problemine İlişkin Bir İnceleme", 7. Ulusal Ulaştırma Kongresi, 19-21 Eylül 2007, İstanbul.

[116] Holland, J., (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor, MI:University of Michigan Press.

[117] Moscato, P., (1989). On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms, Caltech Concurrent Computation Program, C3P Report, 826.

[118] Altıntaş, C., Asta, S., Özcan, E. ve Yiğit, T., (2014). "A Self-Generating Memetic Algorithm for Examination Timetabling", 10th International Conference of the Practice and Theory of Automated Timetabling PATAT, 26-29 August 2014, York.

[119] Alkan, A. ve Özcan, E., (2003). "Memetic Algorithms for Timetabling. In Evolutionary Computation", The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 8-12 December 2013, Canberra.

[120] Dawkin, R., (1976). The Selfish Gene, Oxford Univ. Press.

[121] Ishibuchi, H., Yoshida, T. ve Murata, T., (2003). "Balance Between Genetic Search and Local Search in Memetic Algorithms for Multiobjective Permutation Flowshop Scheduling", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 7(2):204-223.

[122] Knowles, J. ve Corne, D., (2005). Memetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Issues, Methods and Prospects, in Recent Advances in Memetic Algorithms. Springer Berlin Heidelberg.

[123] Hsueh-Chien, C., Tsung-Che, C. ve Li-Chen, F., (2011). "A Two-Stage Hybrid Memetic Algorithm for Multiobjective Job Shop Scheduling", Expert Systems with Applications, 38(9):10983-10998.

[124] Burke, E. K., Newall, J. P. ve Weare, R. F., (1996). A Memetic Algorithm for University Exam Timetabling, In Practice and Theory of Automated Timetabling. Springer Berlin Heidelberg.

[125] Rossi-Doria, O. ve Paechter, B., (2004). "A Memetic Algorithm for University Course Timetabling", Combinatorial Optimisation, 56.

[126] Burke, E. K. ve Silva, J. L., (2005). The Design of Memetic Algorithms for Scheduling and Timetabling Problems, In Recent Advances in Memetic Algorithms, Springer Berlin Heidelberg.

[127] Cotta, C. ve Fernández, A. J., (2007). Memetic Algorithms in Planning, Scheduling, and Timetabling, In Evolutionary Scheduling. Springer Berlin Heidelberg.

[128] Özcan, E. ve Alkan, A., (2007). "A Memetic Algorithm for Solving a Timetabling Problem: An incremental Strategy", In Proceedings of the 3rd Multidisciplinary int. Conf. on Scheduling: Theory and Applications (MISTA 2007), 28-31 August 2007, Paris.

[129] Özcan, E., Parkes, A. J. ve Alkan, A., (2012). "The Interleaved Constructive Memetic Algorithm and its Application to Timetabling", Computers & Operations Research, 39(10):2310-2322.

[130] Hasan, S. K., Sarker, R., Essam, D. ve Cornforth, D., (2009). "Memetic Algorithms for Solving Job-Shop Scheduling Problems", Memetic Computing, 1(1):69-83.

[131] Chiang, T. C., Cheng, H. C. ve Fu, L. C., (2011). "NNMA: An Effective Memetic Algorithm for Solving Multiobjective Permutation Flow Shop Scheduling Problems", Expert Systems with Applications, 38(5):5986-5999.

[132] Merz, P. ve Freisleben, B., (2000). "Fitness Landscape Analysis and Memetic Algorithms for the Quadratic Assignment Problem", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 4(4):337-352.

[133] Qi, Y., Hou, Z., Li, H., Huang, J. ve Li, X., (2015). "A Decomposition Based Memetic Algorithm for Multi-Objective Vehicle Routing Problem with Time Windows", Computers & Operations Research, 62:61-77.

[134] Krasnogor, N. ve Smith, J., (2000). A Memetic Algorithm with Self-Adaptive Local Search: TSP as a Case Study, Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO), 7-11 July 2001, San Francisco.

[135] Buriol, L., França, P. M. ve Moscato, P., (2004). "A New Memetic Algorithm for the Asymmetric Traveling Salesman Problem", Journal of Heuristics, 10(5):483-506.

[136] Moscato, P. ve Norman, M. G., (1992). "A Memetic Approach for the Traveling Salesman Problem Implementation of a Computational Ecology for Combinatorial Optimization on Message-Passing Systems", Parallel Computing and Transputer Applications, 1:177-186.

[137] Bolat, B., (2006). "The Simulation and Optimization of Lift Control Systems with Genetic Algorithms", Sigma, 2:14-20.

[138] Brucker, P. ve Knust, S., (2012). Complex Scheduling. Describes Models and Algorithms for Complex Scheduling Problems, Second Edition, Springer Berlin Heidelberg.

[139] Burke, E. K. ve Kendall, G., (2005). Search Methodologies, Springer Science+ Business Media, Incorporated.

[140] Talbi, E. G., (2009). Metaheuristics: From Design to Implementation, John Wiley & Sons, New Jersey.

[141] Michalewicz, Z., (1996). Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Third Edition, Springer Science & Business Media, New York.

[142] Obitko, M., Introduction to Genetic Algorithms, http://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms, 13 Haziran 2016.

[143] Hernández, L. F. G. ve Corne, D. W., (1996). Evolutionary Divide and Conquer for the Set-Covering Problem, In AISB Workshop on Evolutionary Computing, Springer Berlin Heidelberg.

[144] Bolat, B., Erol, K. O. ve İmrak, C. E., (2004). "Genetic Algorithms in Engineering Applications and the Function of Operators", Sigma, 4:264-271.

[145] Sivanveam, S. N. ve Deepa, S. N., (2008). Introduction to Genetic Algorithms, Springer Science & Business Media.

[146] Chang, S. C., (2006). “An Improved Genetic Algorithm for the Dynamic Cargo Crew Pairing Problem”, Wseas Transactions On Mathematics, 5(8):984.

[147] Colin, R. R. ve Jonathan, E. R., (2002). Genetic Algorithms-Principles and Perspectives, A guide to GA Theory, USA: Kluwer Academic Publisher.

[148] Golberg, D. E., (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addion Wesley.

[149] Onan, A., (2013). “Metasezgisel Yöntemler ve Uygulama Alanları”, Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi, 17(2):113-128.

[150] Goldberg, D. E. ve Deb, K., (1991). “A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms”, Foundations of Genetic Algorithms, 1:69-93.

[151] Baker, J. E., (1985). “Adaptive Selection Methods for Genetic Algorithms”, In Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 24-26 July 1985, Pittsburgh.

[152] Back, T., Fogel, D. B. ve Michalewicz, Z., (1997). Handbook of Evolutionary Computation, IOP Publishing Ltd., Oxford.

[153] Michalewicz, Z. ve Janikow, C. Z., (1991). “Handling Constraints in Genetic Algorithms”, Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 13-16 July 1991, San Diego.

[154] Syswerda, G., (1989). “Uniform Crossover in Genetic Algorithms”, In: Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms, 4-7 June 1989, San Francisco.

[155] Spears, W. M. ve De Jong, K. D., (1991). On the Virtues of Parameterized Uniform Crossover, In Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 13-16 July 1991, San Diego.

[156] Eiben, A. E., Hinterding, R. ve Michalewicz, Z., (1999). “Parameter Control in Evolutionary Algorithms”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 3(2):124-141.

[157] De Jong, K., (1975). The Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems, Ph.D. Dissertation, Michigan University, Ann Arbor.

[158] Grefenstette, J. J., (1986). “Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 16(1):122-128.

[159] Taguchi, G., (1986). Introduction to Quality Engineering: Designing Quality into Products and Processes.

[160] Gveer, P.H., M.R. Rosekind, ve K.B., Gregory. (1998). “Flight Crew Fatigue”, Aviation, Space and Environmental Medicine, 69(9):B49–B60.

[161] Rosekind, M.R., Gander, P.H., Smith, R.M., Weldon, K.J. ve McNally, K.L., (1994). “Fatigue in Aviation”, Air Line Pilot, 63(10):22–25.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Muhammet DEVECİ

Doğum Tarihi ve Yeri : 1986, Adana

Yabancı Dili : İngilizce

E-posta : muhammetdeveci@gmail.com, mdeveci@yildiz.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Doktora	Endüstri Mühendisliği	Yıldız Teknik Üniversitesi	2016
Y. Lisans	İşletme/Üretim Yönetimi A.B.D	Gazi Üniversitesi	2012
Lisans	Endüstri Mühendisliği	Çukurova Üniversitesi	2010

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2012-Devam	Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü	Araştırma Görevlisi
2014 Ekim-2015 Eylül	Automated Scheduling, Optimization and Planning (ASAP) Research Group, Nottingham University	Misafir Araştırmacı
2011-2012	Gazi Üniversitesi, İİBF Fakültesi, İşletme Bölümü	Araştırma Görevlisi

YAYINLARI

Makale

1. Deveci, M., Çetin, N. H. ve Ahmetoğlu, E., (2017). "Airline New Route Selection Based on Interval Type-2 Fuzzy MCDM: A Case Study of New Route Between Turkey-North American Region Destinations", Journal of Air Transport Management, 59:83-99.

2. Deveci, M., Çetin, N. H., Robert, J. ve Özcan, E., (2015). "Fuzzy Multi-Criteria Decision Making for Carbon Dioxide Geological Storage in Turkey", Journal of Natural Gas Science and Engineering, 27:692-705.

3. Özkır, V. Ç., Efendigil, T., Demirel, T., Çetin, N. H., Deveci, M. ve Topçu, B., (2015). "A Three-Stage Methodology for Initiating an Effective Management System for Electronic Waste in Turkey", Resources, Conservation and Recycling, 96:61-70.

4. Uludağ, A. S. ve Deveci, M., (2013). "Supplier Selection Using the Fuzzy VIKOR and Fuzzy TOPSIS Methods and an Application", European Journal of Scientific Research, 98(2):240-258.

Bildiri

1. Canıtez, F., Deveci, M. ve Çetin, N. H., (2016). "Designing and Implementing EFQM Excellence Model for Public Transport Companies", Uluslararası Katılımlı 16. Üretim Araştırmaları Sempozyumu, 240-246, 12-14 Ekim 2016, İstanbul.

2. Çetin, N. H., Deveci, M. ve Eser, G., (2016). "Comparative Analysis of Fuzzy Multi-Criteria Decision Making for Location Selection of Textile Plant in Turkey", 24th International Academic Conference, 28 June 2016, Barcelona.

3. Deveci, M., Canıtez, F. ve Çetin, N. H., (2016). "Setting the Optimal Transit Fare in Public Transportation by Using Analytical Hierarchy Process (AHP): The Case of IETT, Istanbul", ICENS International Conference on Engineering and Natural Science, 24-28 May 2016, Sarajevo.

4. Deveci, M., Canıtez, F. ve Çetin, N. H., (2016). "Developing a QFD Methodology to Increase Customer Satisfaction in Public Transport Companies", ICENS International Conference on Engineering and Natural Science, 24-28 May 2016, Sarajevo.

5. Çetin, N. H. ve Deveci, M., (2016). "A Genetic Algorithm for Optimization of Crew Pairing Generation", International Journal of Arts & Sciences, 1-4 December 2015, Freiburg.

6. Deveci, M., Çetin, N. H. ve Canıtez, F., (2015). "Toplu Ulaşımda Entegrasyon Basamakları: Kavramsal Bir İnceleme", 8. Uluslararası Ulaşım Teknolojileri Sempozyumu ve Fuarı, 17-19 Aralık 2015, İstanbul.

7. Deveci, M. ve Çetin, N. H., (2015). "Airline Crew Pairing Problem: A Literature Review", 11th International Scientific Conference on Economicand Social Development – Building Resilient Society, 17-18 December 2015, Zagreb.

8. Deveci, M. ve Çetin, N. H., (2015). "Genetic Algorithm Based Approach for the Airline Crew Pairing Problem", INFORMS Philadelphia, 1-4 November 2015, Philadelphia.

9. Deveci, M., Canıtez, F., Kılıç, M. ve Çetin, N. H., (2014). "Project Scheduling Methods Used Under Uncertainty: A Numerical Example", Third International Scientific Conference on Project Management in the Baltic Countries, 10-11 December 2014, Riga.

10. Belbağ, S., Deveci, M. ve Uludağ, A. S., (2013). "Comparison of two Fuzzy Multi Criteria Decision Methods for Potential Airport Location Selection", ICORES 2013 - International Conference on Operations Research and Enterprise Systems, 16-18 February 2013, Barcelona.

11. Deveci, M. ve Çetin, N. H., (2013). Fuzzy Inventory Control System For Uncertain Cases And Numerical Example. SOAK/NOS6(Svenska Operations analys konferensen and the 6th Nordic Optimization Symposium), 24-26 October 2013, Göteborg.

12. Topçu, B., Özkır, V. Ç., Efendigil, T., Çetin, N. H., Demirel, T. ve Deveci, M., (2013). "Developing a Strategy for Collection and Recycling of E-Wast in Turkey", Euro|Informs 26th European Conference on Operational Research, 1-4 July 2013, Rome.

13. Deveci, M. ve Çetin, N. H., (2013). The Effect of Defuzzification Methods on Fuzzy Economic Order Quantity and Numerical Examples. Euro|Informs 26th European Conference on Operational Research, 1-4 July 2013, Rome.