

**T.C.  
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİNİN  
BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMA İLE OPTİMİZASYONU**

**ALİ VARLI**

**DOKTORA TEZİ  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI  
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI**

**DANIŞMAN  
DOÇ. DR. NİHAN ÇETİN DEMİREL**

**İSTANBUL, 2013**

T.C.  
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİNİN BULANIK MELEZ  
EVRİMSEL ALGORİTMA İLE OPTİMİZASYONU**

Ali VARLI tarafından hazırlanan tez çalışması 10.09.2013 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı'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. Cengiz KAHRAMAN  
İstanbul Teknik Üniversitesi

\_\_\_\_\_

Doç. Dr. Ali Fuat GÜNERİ  
Yıldız Teknik Üniversitesi

\_\_\_\_\_

Doç. Dr. Alev TAŞKIN GÜMÜŞ  
Yıldız Teknik Üniversitesi

\_\_\_\_\_

Yard. Doç. Dr. Cafer Erhan BOZDAĞ  
İstanbul Teknik Üniversitesi

\_\_\_\_\_

## ÖNSÖZ

---

Bu çalışma çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümü için daha etkin ve yeni bir yöntem geliştirilmesi amacıyla gerçekleştirilmiştir. Problem çeşidi olarak da lojistikte çok sık karşılaşılan aktarmalı taşıma problemi seçilmiş ve geliştirilen metot bu problem üzerinde uygulanmıştır. Geliştirilen yöntemde evrimsel algoritmalar ve bulanık mantık disiplinleri birleştirilerek melez bir algoritma elde edilmiştir.

Çalışmalarım sırasında bana yön veren ve desteklerini esirgemeyen tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL'e ve hocam Sayın Yard. Doç. Dr. Tufan DEMİREL'e, önerileriyle beni yönlendiren jüri üyeleri Sayın Prof. Dr. Cengiz KAHRAMAN'a ve Sayın Doç. Dr. Ali Fuat GÜNERİ'ye teşekkür ederim.

Ayrıca beni her zaman destekleyen ve yanımda olan aileme, eşime ve kızıma teşekkür ederim.

Mart, 2012

Ali VARLI

## İÇİNDEKİLER

|                                                | Sayfa |
|------------------------------------------------|-------|
| SİMGE LİSTESİ .....                            | vii   |
| KISALTMA LİSTESİ .....                         | ix    |
| ŞEKİL LİSTESİ .....                            | x     |
| ÇİZELGE LİSTESİ .....                          | xi    |
| ÖZET .....                                     | xii   |
| ABSTRACT .....                                 | xiv   |
| BÖLÜM 1                                        |       |
| GİRİŞ .....                                    | 1     |
| 1.1    Literatür Özeti.....                    | 2     |
| 1.2    Tezin Amacı.....                        | 5     |
| 1.3    Tezin Önemi.....                        | 5     |
| BÖLÜM 2                                        |       |
| ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİ.....      | 8     |
| 2.1    Problemin Tanımı .....                  | 8     |
| 2.2    Notasyon ve Varsayımlar .....           | 10    |
| 2.3    Problem Modeli .....                    | 12    |
| 2.3.1    Maliyet Fonksiyonu.....               | 12    |
| 2.3.2    Doluluk Oranı Fonksiyonu .....        | 13    |
| 2.3.3    Tedarik Gecikmeleri Fonksiyonu .....  | 14    |
| 2.3.4    Kalite Kaybı Fonksiyonu .....         | 14    |
| 2.4    Problemin Çok Amaçlı Formülasyonu ..... | 15    |
| BÖLÜM 3                                        |       |
| BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMALAR .....      | 17    |
| 3.1    Bulanık Mantık.....                     | 17    |

|         |                                                              |    |
|---------|--------------------------------------------------------------|----|
| 3.1.1   | Bulanıklık.....                                              | 17 |
| 3.1.2   | Bulanık Mantığın Tarihsel Gelişimi.....                      | 18 |
| 3.1.3   | Bulanık Kümeler.....                                         | 19 |
| 3.1.4   | Bulanık Kümelerde Üyelik Fonksiyonları.....                  | 20 |
| 3.1.5   | Bulanık Kümelerde Mantıksal İşlemler .....                   | 23 |
| 3.1.6   | Bulanık Mantık.....                                          | 23 |
| 3.1.7   | Bulanık Mantığın Uygulama Alanları.....                      | 25 |
| 3.1.8   | Bulanık Mantığın Avantajları.....                            | 26 |
| 3.1.9   | Bulanık Mantığın Dezavantajları .....                        | 26 |
| 3.2     | Evrimsel Algoritmalar .....                                  | 27 |
| 3.2.1   | Evrimsel Algoritmanın Tarihçesi .....                        | 28 |
| 3.2.2   | Evrimsel Algoritmaların Çalışma Prensipleri .....            | 29 |
| 3.2.3   | Evrimsel Algoritma Operatörleri.....                         | 30 |
| 3.2.3.1 | Seçim.....                                                   | 30 |
| 3.2.3.2 | Çaprazlama (Rekombinasyon) .....                             | 31 |
| 3.2.3.3 | Mutasyon .....                                               | 32 |
| 3.3     | Çok Amaçlı Optimizasyon .....                                | 33 |
| 3.3.1   | Geleneksel Yaklaşımlar .....                                 | 34 |
| 3.3.2   | Evrimsel Çok Amaçlı Optimizasyon .....                       | 35 |
| 3.3.2.1 | Uygunluk Ataması ve Seçim .....                              | 36 |
| 3.3.2.2 | Popülasyon Çeşitliliği .....                                 | 36 |
| 3.3.2.3 | Elitizm .....                                                | 37 |
| 3.4     | Bulanık Melez Evrimsel Algoritmalar .....                    | 38 |
| 3.4.1   | Bulanık Melez Evrimsel Algoritmaların Sınıflandırılması..... | 39 |

## BÖLÜM 4

|                                                                                                          |                                                                                                 |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMA TASARIMI VE ÇOK AMAÇLI AKTARMALI<br>TAŞIMA PROBLEMİNE UYGULANMASI ..... |                                                                                                 | 44 |
| 4.1                                                                                                      | Çözüm Metodu .....                                                                              | 44 |
| 4.2                                                                                                      | Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2 .....                                                         | 45 |
| 4.2.1                                                                                                    | Uygunluk Ataması.....                                                                           | 49 |
| 4.2.2                                                                                                    | Çevresel Seçim .....                                                                            | 50 |
| 4.3                                                                                                      | Bulanık Melez Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2 .....                                           | 51 |
| 4.3.1                                                                                                    | BMGPEA2 Uygunluk Ataması Yaklaşımı.....                                                         | 53 |
| 4.3.2                                                                                                    | BMGPEA2 Eşleme Seçimi Yaklaşımı .....                                                           | 54 |
| 4.4                                                                                                      | Belirsizlik ve Gürültü Ortamlarında Evrimsel Optimizasyon .....                                 | 55 |
| 4.4.1                                                                                                    | Statik Yeniden Örneklem .....                                                                   | 56 |
| 4.4.2                                                                                                    | Değiştirilmiş Pareto Sıralama Şeması.....                                                       | 57 |
| 4.4.3                                                                                                    | Dominyasyon Bağımlı Ömür .....                                                                  | 57 |
| 4.4.4                                                                                                    | Uygunluk Kalıtımı .....                                                                         | 58 |
| 4.4.5                                                                                                    | Güven Bazlı Dinamik Yeniden Örneklem .....                                                      | 58 |
| 4.5                                                                                                      | DeneySEL Çalışma: BMGPEA2 Yönteminin Çok Amaçlı Aktarmalı Taşıma<br>Problemine Uygulanması..... | 59 |
| 4.5.1                                                                                                    | Sonuçların Değerlendirilmesi.....                                                               | 65 |

## BÖLÜM 5

SONUÇ VE ÖNERİLER .....77

KAYNAKLAR .....79

### EK-A

ÜYELİK FONKSİYONU DEĞER ARALIKLARI .....85

### EK-B

TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 1 .....87

### EK-C

TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 2 .....92

### EK-D

TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 3 .....97

ÖZGEÇMİŞ .....102

## SİMGE LİSTESİ

---

|                 |                                                                    |
|-----------------|--------------------------------------------------------------------|
| $\bar{F}$       | Beklenen tahmini doluluk oranı                                     |
| $\bar{Q}$       | Beklenen tahmini kalite kaybıdır                                   |
| $\bar{L}$       | Beklenen tahmini tedarik gecikmeleri                               |
| $\bar{C}$       | Beklenen tahmini toplam maliyet                                    |
| $\sigma_{ij}$   | Çözüm $j$ 'deki $i$ . amacın standart sapması                      |
| $s_i^2$         | $i$ . amacın varyansıdır,                                          |
| $\hat{f}$       | Serbestlik derecesi                                                |
| $A$             | Domine edilmemiş arşiv                                             |
| $A_0$           | Boş arşiv                                                          |
| $A_t$           | $t$ . arşiv                                                        |
| $b$             | Taşımadan kaynaklanan bozulma oranı (olasılığı)                    |
| $c_i$           | $i$ . mağazadaki birim sipariş maliyeti                            |
| $D$             | Talepler vektörü                                                   |
| $D_i$           | $i$ . mağazada gerçekleşmiş olan talep miktarı                     |
| $e_i$           | Alt sınır                                                          |
| $f(x, \bar{c})$ | Bulanık maliyet vektörüne bağlı keyfi fonksiyon                    |
| $h_i$           | $i$ . mağazada oluşan birim başına elde bulundurma maliyeti        |
| $I^-$           | Taşımadan önce karşılanmamış talebe sahip mağazalar kümesi         |
| $I^+$           | Taşımadan önce fazlalık envantere sahip mağazalar kümesi           |
| $K$             | Komşuluk sınırlama faktörü                                         |
| $L_{ij}$        | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşıma gecikme zamanı               |
| $l_{ij}$        | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşınan birim başına gecikme zamanı |
| $M$             | Amaç sayısı                                                        |
| $n$             | Mağaza (depo/konum) sayısı                                         |
| $N$             | Popülasyon boyutu                                                  |
| $N_A$           | Arşiv boyutu                                                       |
| $N_p$           | $p$ çözümünün örnekleme sayısıdır                                  |
| $P_0$           | Başlangıç popülasyonu                                              |
| $p_c$           | Çaprazlama olasılığı                                               |
| $p_j$           | $j$ . mağazada oluşan birim başına ceza maliyeti                   |
| $pm$            | Mutasyon olasılığı                                                 |

|             |                                                         |
|-------------|---------------------------------------------------------|
| $P_t$       | $t$ . popölasyon                                        |
| $S$         | Sipariş miktar vektörü                                  |
| $S^*$       | Temel stok politikası                                   |
| $S_i$       | $i$ . mağaza için sipariş miktarı                       |
| $t$         | İterasyon numarası                                      |
| $T_G$       | Maksimum nesil sayısı                                   |
| $T_{ij}$    | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşınan miktar           |
| $w$         | Fazlalık envanterden kaynaklanan fire oranı (olasılığı) |
| $w_i$       | Ağırlıklandırma katsayısı                               |
| $\alpha$    | Güven düzeyini                                          |
| $\mu$       | Ortalama                                                |
| $\mu_A(x)$  | $A$ kümesindeki üyelik derecesi                         |
| $\sigma$    | Standart sapma                                          |
| $\tau_{ij}$ | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya birim taşıma maliyeti    |

## KISALTMA LİSTESİ

---

|          |                                                       |
|----------|-------------------------------------------------------|
| BM       | Bulanık Mantık                                        |
| BMEA     | Bulanık Melez Evrimsel Algoritmalar                   |
| BMGPEA2  | Bulanık Melez Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2       |
| BMK      | Bulanık Mantık Kontrolcü                              |
| ÇAGA     | Çok Amaçlı Genetik Algoritma                          |
| DESGA-II | Domine Edilmemiş Sınıflama Genetik Algoritması        |
| EA       | Evrimsel Algoritma                                    |
| FL-NSGA2 | Fuzzy Logic- Nondominated Sorting Genetic Algorithm 2 |
| GA       | Genetik Algoritma                                     |
| GPEA     | Güç Pareto Evrimsel Algoritması                       |
| GPEA2    | Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2                     |
| ISO      | International Organization for Standardization        |
| NSGA-II  | Nondominated Sorting Genetic Algorithm                |
| PESA     | Pareto Envelope-Based Selection Algorithm             |
| PZSA     | Pareto Zarf-Bazlı Seçim Algoritması                   |
| SPEA2    | Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2              |
| WGA      | Welch Güven Aralığı                                   |

## ŞEKİL LİSTESİ

|            | Sayfa                                                                       |
|------------|-----------------------------------------------------------------------------|
| Şekil 2.1  | Aktarmalı taşıma modeli .....9                                              |
| Şekil 2.2  | Aktarmalı taşımada olayların gerçekleşme sırası .....10                     |
| Şekil 3.1  | Üçgensel üyelik fonksiyonu.....21                                           |
| Şekil 3.2  | Yamuk üyelik fonksiyonu .....22                                             |
| Şekil 3.3  | Gauss üyelik fonksiyonu.....22                                              |
| Şekil 3.4  | Klasik sistem birimleri .....24                                             |
| Şekil 3.5  | Bulanık mantığın temel birimleri .....24                                    |
| Şekil 3.6  | Evrimsel algoritma ile problem çözümü .....27                               |
| Şekil 3.7  | Evrimsel algoritmanın adımları ve operatörler .....31                       |
| Şekil 3.8  | İki bireyin çaprazlanması .....32                                           |
| Şekil 3.9  | İkili gösterimde mutasyon .....32                                           |
| Şekil 3.10 | Genetik algoritma ile bulanık kontrol parametrelerinin oluşturulması ....41 |
| Şekil 4.1  | GPEA2 akış diyagramı .....46                                                |
| Şekil 4.2  | Bulanık mantık kontrolörü .....52                                           |
| Şekil 4.3  | BMGPEA2'nin temel adımları.....53                                           |
| Şekil 4.4  | Gürültüden dolayı değişen uygunluk değerleri .....55                        |
| Şekil 4.5  | Gürültüsüz fonksiyon ve gürültülü fonksiyon .....56                         |
| Şekil 4.6  | BMGPEA2 optimizasyon programı .....60                                       |
| Şekil 4.7  | Maliyet üyelik fonksiyonu .....63                                           |
| Şekil 4.8  | Doluluk oranı üyelik fonksiyonu.....63                                      |
| Şekil 4.9  | Tedarik gecikmeleri üyelik fonksiyonu .....64                               |
| Şekil 4.10 | Kalite kaybı üyelik fonksiyonu.....64                                       |
| Şekil 4.11 | Uygunluk üyelik fonksiyonu .....64                                          |
| Şekil 4.12 | Maliyet-doluluk oranı grafikleri .....65                                    |
| Şekil 4.13 | Maliyet-tedarik gecikmeleri grafikleri.....66                               |
| Şekil 4.14 | Maliyet-kalite kaybı grafikleri .....67                                     |
| Şekil 4.15 | Tedarik gecikmeleri-doluluk oranı grafikleri .....68                        |
| Şekil 4.16 | Kalite kaybı-doluluk oranı grafikleri .....69                               |
| Şekil 4.17 | Tedarik gecikmeleri-kalite kaybı grafikleri .....70                         |
| Şekil 4.18 | Tüm amaçların birleştirildiği 4D grafikler.....71                           |
| Şekil 4.19 | Popülasyon boyutu-zaman grafiği .....72                                     |
| Şekil 4.20 | Mutasyon oranı ve adımı 2 ile çarpılmış 4D grafikler .....73                |
| Şekil 4.21 | Mutasyon oranı ve adımı 4 ile çarpılmış 4D grafikler .....74                |
| Şekil 4.22 | Popülasyon boyutu-Pareto optimal sayısı grafiği .....75                     |

## ÇİZELGE LİSTESİ

---

|                                                                          | Sayfa |
|--------------------------------------------------------------------------|-------|
| Çizelge 2.1 Modelde kullanılan notasyonlar.....                          | 11    |
| Çizelge 3.1 Klasik mantıksal işlemler.....                               | 23    |
| Çizelge 3.2 Eğer-ise kuralı.....                                         | 25    |
| Çizelge 3.3 Bulanık melez evrimsel algoritmaların sınıflandırılması..... | 43    |
| Çizelge 4.1 Elde bulundurma ve ceza maliyetleri.....                     | 60    |
| Çizelge 4.2 Talep parametreleri.....                                     | 61    |
| Çizelge 4.3 Fire ve bozulma oranları.....                                | 61    |
| Çizelge 4.4 Birim tedarik gecikmeleri.....                               | 61    |
| Çizelge 4.5 Birim taşıma maliyetleri.....                                | 61    |
| Çizelge 4.6 Mutasyon oranlarına göre ortalama ve standart sapmalar.....  | 75    |
| Çizelge Ek-A.1 Üyelik fonksiyonu değer aralıkları.....                   | 85    |
| Çizelge Ek-B.1 Test problemi 1'in sayısal sonuçları.....                 | 87    |
| Çizelge Ek-C.1 Test problemi 2'nin sayısal sonuçları.....                | 92    |
| Çizelge Ek-D.1 Test problemi 3'ün sayısal sonuçları.....                 | 97    |

---

## ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİNİN BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMA İLE OPTİMİZASYONU

Ali VARLI

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Doktora Tezi

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

Talep parametreleri birbirinden farklı olabilen  $n$  adet mağaza veya depo konumuna sahip bir sistemi ele almaktayız. Mağazalar taleplerini karşılamak için periyodik olarak ürün sipariş etmek zorundadırlar. Mağazalar envanterlerini periyodik olarak gözden geçirip ürün tedarik ederler. Eğer mağazada stok azalır veya fazla stok bulunursa dengelemek için aktarmalı taşıma gerçekleştirilir. Depo konumları arasındaki aktarmalı taşımalar toplam maliyeti minimize etmek ve hizmet düzeyini maksimize etmek için kullanılır. Problemimizde karşılanması gereken amaçlarımız toplam maliyetin, tedarik gecikmelerinin ve kalite kaybının minimizasyonu, doluluk oranının ise maksimizasyonu-  
dur.

Problemi karmaşıktır ve çözülmesini zorlaştıran en önemli etken birbiriyle çelişen birden fazla amaca sahip olması ve karar değişkenlerinin gürültülü olmasıdır. Evrimsel algoritmalar her iki durum için de etkin çözüm üretebilme yeteneğine sahip olduğundan bu problemin çözümü için uygun bir yöntemdir.

Problemin çözümü için güç Pareto evrimsel algoritması 2 (GPEA2)'ye dayanan bulanık melez bir evrimsel algoritma önermekteyiz. Önerilen algoritma, seçim operatörüne bulanık bir çıkarım sistemi ilave ederek algoritmanın performansını arttırmayı amaçlamaktadır. Deneysel çalışmalardan elde edilen sonuçlar, çok amaçlı aktarmalı taşıma problemi için önerilen bulanık melez evrimsel algoritma metodunun uygun çözümler sağladığını ve çok amaçlı problemlerin çözümünde etkin bir şekilde kullanılabileceğini ortaya koymaktadır. Bu yaklaşım en iyi çözümler kümesi arasından

seçim yapmayı sağlayan Pareto optimal çözümler sunmaktadır. Ayrıca bu metot, Pareto optimal çözümler elde etmek için benzer çok amaçlı problemlere de uygulanabilir.

**Anahtar Kelimeler:** Aktarmalı taşıma problemi, çok amaçlı optimizasyon, evrimsel algoritmalar, bulanık mantık, Pareto optimallik, melez evrimsel optimizasyon, bulanık evrimsel algoritmalar, lojistik, tedarik zinciri

**OPTIMIZATION OF THE MULTI-OBJECTIVE TRANSHIPMENT PROBLEM  
WITH HYBRID FUZZY EVOLUTIONARY ALGORITHM**

Ali VARLI

Department of Industrial Engineering

PhD. Thesis

Adviser: Assoc. Prof. Dr. Nihan ÇETİN DEMİREL

We consider a system with  $n$  stores or stocking locations, which may differ in their demand parameters. Stores have to order products periodically to fill up their demands. Stores review their inventory periodically and procure the product. If a store runs out of stock or has surplus inventories transshipment takes place here to reconcile. Transshipments between stocking locations are used to minimize total costs and maximize service levels. The objectives to be satisfied in our problem are the minimization of total costs, lead times, and quality deficiency while maximizing fill rates.

The reason that the problem becomes more complex and harder to solve is the nature of conflicting objectives and also the noisy decision variables. Evolutionary algorithms are able to propose efficient solutions in both cases, therefore it is convenient to use an evolutionary algorithm method.

We propose a hybrid fuzzy evolutionary algorithm based on the strength Pareto evolutionary algorithm 2 (SPEA2) method to solve the problem. The proposed algorithm employs a fuzzy inference system to the selection operator, in an attempt to improve the algorithm performance. Empirical results show that the proposed hybrid fuzzy evolutionary algorithm for the multi-objective transshipment problem produces appropriate solutions and can be efficiently used to solve multi-objective problems.

This approach provides Pareto optimal solutions which give the chance to choose from a set of best solutions. Furthermore, this method can also be applied to alike multi-objective problems to obtain Pareto optimal solutions.

**Keywords:** Transshipment problem, multi-objective optimization, evolutionary algorithms, fuzzy logic, Pareto optimality, hybrid evolutionary optimization, fuzzy evolutionary algorithms, logistics, supply chain

### GİRİŞ

Lojistik, tedarik zinciri ve taşıma son zamanlarda işletmelerin üzerinde gittikçe daha fazla durdukları ve önemsedikleri kavramlardır. Bunun nedeni, bu süreçlerin tüm endüstrilerin temelinde var olması yatmaktadır. Hammaddenin temininden, ürünlerin üretilmesine, müşteriye ulaştırılmasına ve hatta geri dönüşüme kadar tedarik zinciri içindeki tüm işlemler bu süreçlerin en iyi şekilde yürütülmesini gerektirmektedir. İşletmelerin temel amaçları olan karlılık, müşteri memnuniyeti ve sürdürülebilirlik lojistik ve taşıma alanlarında yapılacak olan planlama ve iyileştirmelerle büyük oranda bağlantılıdır.

Bu nedenlerden dolayı günümüzde işletme içinde en önemli ve temel unsurlardan biri olan taşımacılığın önemi daha iyi anlaşılmıştır. Literatürde de bu alanda yapılan çalışmaların sayısı gittikçe artmaktadır.

Gerçek hayattaki taşıma problemlerine baktığımızda genellikle birbirleriyle çelişen ve birden çok amaca sahip olduklarını görürüz. Ancak bu yönde yapılan çalışmalarda genellikle maliyetin azaltılması amacı ele alınmış ve diğer unsurlar göz ardı edilmiştir. Halbuki kalite ve müşteri memnuniyeti gibi konular artık işletmeler için son derece önemli hale gelmiştir. Bunlar artık birer kritik başarı faktörü haline gelmiş olup taşıma problemlerine dahil edilmeleri bir gereklilik olmuştur.

Taşıma problemleri hem birçok kısıta sahip olmalarından hem de birden fazla amacı aynı anda optimize etmeyi gerektirdiğinden genellikle klasik analitik yöntemlerle çözümleri mümkün olmamaktadır.

Son zamanlarda çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümü için evrimsel algoritmalar sıkça kullanılmaktadır. Özellikle çözülmesi zor olan ve uzun süren veya lineer programlama, dinamik modelleme teknikleri ile çözülemeyen problemlerde yaygın olarak kullanılmaktadır. Ayrıca oldukça kısa sürelerde iyi sonuçlar vermektedirler.

Evrimsel algoritmalar çoğu tür problemde iyi sonuçlar vermektedir. Ancak elde edilen sonuçları geliştirmek ve probleme özgü iyileştirmeler yapabilmek için melez yaklaşımlardan yararlanılabilir. Ayrıca problemlerde karşılaşılan sistemler çoğu kez belirsizlikler ve doğrusal olmayan yapılar içerdiğinden klasik mantık yetersiz kalabilmektedir. Bu durumda evrimsel algoritmanın belirli adımlarında bulanık mantık entegre edilerek melez bir algoritma ile daha gerçekçi ve esnek çözümler elde edilebilmektedir.

Birinci bölümde literatürdeki benzer problemler ve çözüm teknikleri incelenmiş, ele alınan problemin önemi ve amaçları kısaca anlatılmıştır. İkinci bölümde problem modeli ve amaçlar ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Üçüncü bölümde bulanık mantık, evrimsel algoritmalar kısaca ele alınmıştır. Daha sonra bulanık melez evrimsel algoritmalar ile ilgili bilgiler verilmiş ve sınıflandırılması yapılmıştır. Dördüncü bölümde geliştirilen bulanık melez evrimsel algoritma ele alınan aktarmalı taşıma problemine uygulanmış ve elde edilen sayısal sonuçlar değerlendirilmiştir. Son bölümde ise sonuçlar ve bazı önerilere yer verilmiştir.

## **1.1 Literatür Özeti**

Oliveira vd. [1]'de gerçek hayat problemlerinin genellikle iki veya daha fazla amacı aynı anda optimize etmeye çalıştığını açıklamış, sonuç olarak da her amaç tek tek ele alındığında optimal bir çözüme ulaşmanın her zaman mümkün olmadığını söylemiştir. Tarihsel açıdan çok amaçlı problemlerin çözümünde genel bir metot amaçların lineer olarak birleştirilmesidir, bu şekilde optimizasyon problemi tek amaçlı bir fonksiyona dönüştürülerek veya amaçlar kısıtlara dönüştürülerek indirgeme yapılmıştır [2].

Evrimsel hesaplama alanında ilk kez Shaffer tarafından çok amaçlı evrimsel arama için bir uygulama önerilmiştir [3]. Çeşitli akademik çalışmalarda önerilen metotların hepsi "Pareto optimallik" ve "Pareto optimal set" üzerinde durmuştur [4], [5], [6].

Çok amaçlı bir problem altında değerlendirildiğinde "bireylerin" bu optimallik kavramlarının kullanımında her bir birey için "domine etme" ve "domine etmeme"nin "Pareto optimallik" kavramlarına bağlı olarak evrimsel arama sürecinde mevcut popülasyonda bir "uygunluk" ataması önerilmiştir [7].

Gepperth ve Roth [8]'de iki gerçek hayat problemi olan araç ve yüz sınıflandırma için ileri-beslemeli sinir ağlarının çok amaçlı evrimsel optimizasyonu için bir uygulama sunmuşlardır. İki optimizasyon stratejisi incelenmiştir: evrimsel çok amaçlı bir metot ve önem bazlı budama. Çok amaçlı optimizasyonda eşzamanlı birkaç amacın Pareto-optimal kümesini elde edip aramadan sonra bu kümeden uygun olanları seçmişlerdir.

Castillo ve Trujillo [7]'de "Çevrimdışı Noktadan-Noktaya Otonom Mobil Robot Yol Planlaması" problemi için Genetik Algoritmaların (GA) kullanımını tanımlamışlardır. Ayrıca iki kriter veya amaca bağlı yolları da optimize etmek istediklerinden, geleneksel GA'ya Pareto optimalliği ekleyerek genişletmişler, böylece Çok Amaçlı Genetik Algoritmayı (ÇAGA) elde etmişlerdir.

Lee vd. [9]'da çok amaçlı optimizasyon problemlerini ele almışlardır. Farklı havayolu şirketlerinin farklı öncelikleri olabildiğinden, istenen amaçların seçimine izin veren esnek modeller kullanmışlardır. Çok amaçlı genetik algoritmaları içeren çözüm yöntemleri kullanılarak uçuş planlarını sağlamada, havayolu operasyonlarının performansını önemli derecede iyileştirmişlerdir.

Tan vd. [10]'da evrimsel algoritmaların evrensel arama yeteneğini ve yapay sinir sistemlerinin öğrenme özelliğini birleştiren çok amaçlı optimizasyon için bir evrimsel yapay bağlılık sistemi önermişlerdir.

Liu vd. [11]'de en etkin askeri tank mürettebatını en uygun birimlerden oluşturmak için melez bulanık genetik algoritmayı kullanmışlardır. Askerlerin teknik yeterlilikleri, eğitim düzeyleri, bulundukları birimler, yaşları, kişisel deneyimleri gibi kriterler göz önünde bulundurulmuştur. Yapılan çalışma geleneksel genetik algoritma ile karşılaştırılmış ve daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Jiménez vd. [12]'deki çalışmalarında bulanık kısıtlara sahip bir matematik programlama problemini ele almışlardır. Parametrik yaklaşım ve evrimsel teknikler birlikte kullanılarak bulanık sonuçlar elde edilmiştir. Başka metotlarla karşılaştırıldığında oldukça başarılı olduğu görülmüştür.

Rachmawati ve Srinivasan tarafından [13]'te çok amaçlı bir kaynak atama problemi olan öğrenci proje atama problemi için melez evrimsel bir algoritma sunulmuştur. Problemden birden fazla amaç tatmin edilmek zorundadır. Önerilen algoritma bulanık çıkarım sistemi ile sistemi modellemede ve amaçları birleştirmede kullanılmıştır. Bulanık sistem karar vericilerin tercihleri doğrultusunda aramayı yönlendirerek amaç uzayında istenen bölgelere ulaştırmaktadır.

Çoğu iş sıralama problemi karmaşık bir yapıya sahiptir ve çözümleri çok zordur. Bu nedenle çoğu metot yalnızca tek bir kriteri optimize etmeye odaklanmaktadır. Kriterlerin artması ve birleştirilmesi karmaşıklığı arttırmakta ve yeni problemler ortaya çıkarmaktadır. Kacem vd. [14]'te iş sıralama problemlerinin çözümü için Pareto yaklaşımına dayanan bulanık mantık ve evrimsel algoritmaların melezleştirilmesinden oluşan bir metot önerilmiştir.

Lau vd. [15]'te çoklu depo, çoklu müşteri ve çoklu ürünü göz önünde bulunduran bir araç rotalama problemini ele almıştır. Problemden yalnızca seyahat mesafesi değil ayrıca seyahat zamanı da amaç olarak alınmıştır. Çözüm yöntemi olarak çok amaçlı evrimsel bir algoritma olan bulanık mantık yönlendirmeli domine edilmemiş sıralama genetik algoritması 2 (FL-NSGA2) kullanılmıştır. Bulanık mantığın rolü her on iterasyonda bir dinamik olarak çaprazlama ve mutasyon oranlarının ayarlanmasıdır.

Kim vd. [16]'da kaynak kısıtlı proje çizelgeleme probleminin optimizasyonu için melez bulanık mantık kontrolörlü bir genetik algoritma geliştirilmiştir. Bulanık mantık kontrolörü ile genetik operatörler tasarlanıp seri metot ile başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Çalışmada sezgisel metotlarla karşılaştırmalar yapılmış ve geliştirilen melez algoritmanın daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Özdemir vd. [17]'de çok konumlu aktarmalı taşıma problemlerini ele almışlardır. Amaç beklenen toplam envanter, elde bulundurmama ve taşıma maliyetini minimize etmektir. Ayrıca taşıma kapasite kısıtı göz önünde bulundurularak lineer yöntemlerle

özme ulařılmıştır. Benzer řekilde Nonås ve Jörnsten de [18]'de aktarmalı taşıma problemini ele almışlardır. Daha önce ikiden fazla konumlu problemlerin optimize edilmediğı söylenmiş ve üç ile dört konumlu problemler için optimal çözümler elde edilmiştir.

## **1.2 Tezin Amacı**

Gerçek hayatta, genellikle birçok farklı değışkene sahip olan ve tek bir amaçtan ziyade birden çok amaca sahip olan optimizasyon problemleriyle karşılaşıyoruz. Bu tür problemlerde minimizasyon, maksimizasyon veya her ikisinin olabildiğı birden fazla amaç tatmin edilmek zorundadır. O yüzden bu problemlerin çözümü klasik problemlerden daha zor ve karmaşıktır.

Günümüzde, çok amaçlı problemlerin çözümünde evrimsel algoritmalar sıkça kullanılmaktadır. Özellikle lineer programlama ve matematiksel envanter modelleri gibi klasik metotlarla çözülmesi imkansız veya çok güç olan problemlerde başarılı sonuçlar verdiği literatürde yapılmış çalışmalarda görölmüştür. Bununla beraber, evrimsel algoritmalar, özellikle diğer arama algoritmalarıyla karşılaştırıldığında kısa bir sürede çok iyi ve etkili sonuçlar verebilmektedir.

Bu çalışmanın amacı, birbiriyle çelişen ve birden fazla amacı bulunan aktarmalı bir taşıma probleminin bulanık melez evrimsel bir algoritma ile optimize edilmesidir. Problemdeki amaçlar maliyet, doluluk oranı, tedarik gecikmeleri ve kalite kaybı amaçlarının bir birleşiminden oluşmaktadır. Çözüm yöntemi olarak bulanık melez bir algoritma geliştirilmiş ve deneysel uygulama ile desteklenmiştir.

## **1.3 Tezin Önemi**

Uygulamada, maliyetleri düşürmek ve müşteri memnuniyetini arttırmak için envanterin fiziksel olarak bir havuzdan çekilmesi yaygın olarak kullanılmıştır [19].

Aktarmalı taşıma, aynı periyot içinde malzemenin (envanterin) lokasyonlar arasındaki gözlem altındaki hareketidir. Bir periyot içinde farklı lokasyonlarda elde bulunan ve talep edilen arasındaki uyuşmazlığı dengelemek için çok iyi bir yöntemdir. Ayrıca aktarmalı taşıma, envanteri arttırmadan maliyetleri düşürebilir ve hizmeti arttırabilir.

Aktarmalı taşımaya sahip çok konumlu model üzerindeki çalışmalar matematik envanter teorisi açısından olduğu kadar envanter uygulamaları için de önemli bir katkı sağlamaktadır. Yanal aktarmalı taşıma kavramı yeni değildir. İlk çalışmalar 1960'lara dayanır. Lineer maliyet fonksiyonuna sahip iki konumlu bir periyotlu durum Aggrawal tarafından [20]'de ele alınmıştır. Krishnan ve Rao [21]'de maliyet parametrelerinin tüm lokasyonlar için aynı olduğu " $N$  lokasyon bir periyot" modeli üzerinde çalışmışlardır. Jonsson ve Silver [22]'de çok konumlu modele depolama birimleri arasında göz ardı edilebilir olmayan ikmal gecikmelerini ve aktarmalı taşıma gecikmelerini dahil etmişlerdir. "İki lokasyon bir periyot model"de yanal aktarmalı taşımanın hizmet düzeyine etkileri Tagaras tarafından [23]'de ele alınmıştır. Tüm çalışmalarda yalnızca beklenen toplam maliyet göz önünde bulundurulmuştur. Aktarmalı taşıma gecikmeleri genellikle ihmal edilebilir olarak varsayılmış, sadece hizmet düzeyine doğrudan etkisi önemsenmiştir. Bu da problemi sınırlandıran önemli bir etkidir.

Tez çalışmamızda dört amaçlı aktarmalı bir taşıma problemi ele alınmaktadır. Problemdeki amaçlar şunlardır:

- Maliyet minimizasyonu
- Doluluk oranı maksimizasyonu
- Tedarik gecikmeleri minimizasyonu
- Kalite kaybı minimizasyonu

Benzer problemi ele alan önceki çalışmalarda daha çok maliyet ve doluluk oranı üzerinde durulmuştur [15], [17], [23]. Birkaç çalışmada tedarik gecikmeleri de dikkate alınmıştır [24]. Biz probleme kalite kaybı amacını da ekleyerek hem daha karmaşık hem de daha gerçekçi bir problem elde etmiş olduk.

Çözüm yöntemi olarak evrimsel algoritma ve bulanık mantığın birlikte kullanıldığı yeni melez bir algoritma sunulmuştur. Bu sayede hem evrimsel algoritmaların sağladığı hızlı, iyi sonuç verme, karmaşık veya çözilemeyen problemlere çözüm üretme, büyük arama uzaylarında arama gibi avantajları hem de bulanık mantığın sağladığı yapay zeka, zihinsel hesaplama, zihinsel düşünme gibi faydaları birleştirerek daha iyi sonuçlar elde etme imkanı ortaya çıkacaktır.

Literatürde bu ve benzer problemi ele alan çalışmalara baktığımızda ise metodoloji olarak iki lokasyonlu bir periyotlu tek amaç veya  $N$  lokasyonlu tek periyot modeli için lineer çözüm yöntemine başvurulmuştur [20], [21]. Özdemir vd. [17]'de ise yine lineer çözüm metodu ve sadece toplam maliyet amacı göz önüne alınmıştır. Bir çalışmada ise yalnızca evrimsel algoritma kullanılmıştır [24]. Bu problem türü için bulanık melez evrimsel algoritma kullanımı ilk kez bu tezde ele alınmıştır.

### ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİ

Bu bölümde üzerinde çalışacağımız "Çok Amaçlı Aktarmalı Taşıma Problemi" tanımlanacaktır. Daha sonra model formülasyonu ve problemdeki notasyon ve varsayımlar verilecektir.

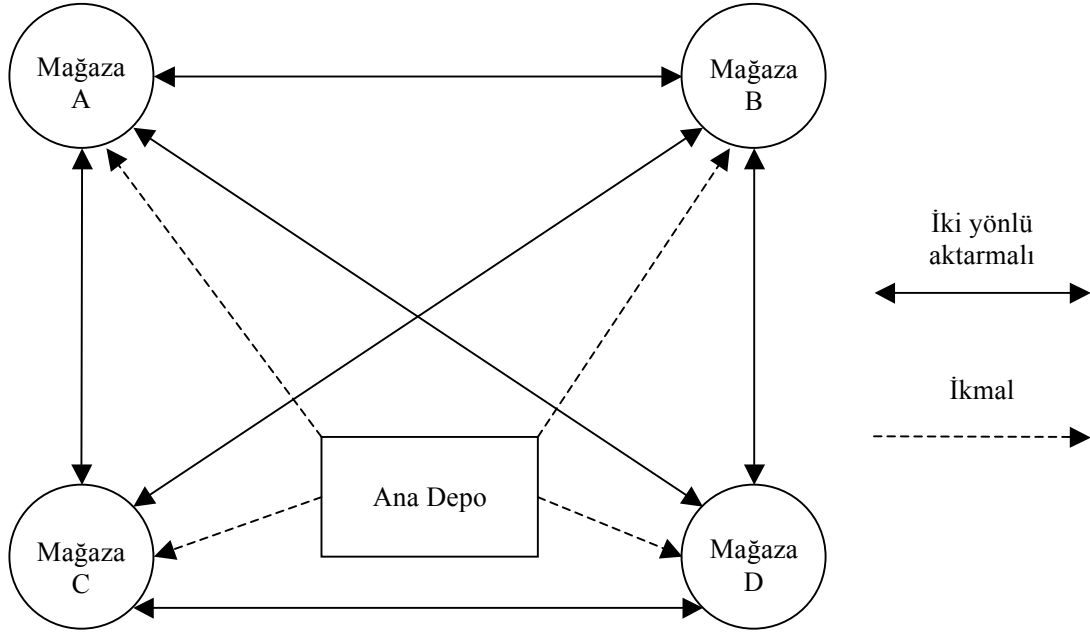
#### 2.1 Problemin Tanımı

Talep parametreleri birbirinden farklı olabilen  $n$  adet mağaza veya depo konumuna sahip bir sistemi ele almaktayız. Mağazalar taleplerini karşılamak için periyodik olarak ürün sipariş etmek zorundadırlar. Mağazalar envanterlerini periyodik olarak gözden geçirip ürün tedarik ederler. Eğer mağazada stok azalır veya fazla stok bulunursa dengelemek için aktarmalı taşıma gerçekleştirilir (Şekil 2.1). Fazla talep durumlarında müşterilerin aktarmalı taşımanın gerçekleşmesini beklediğini varsayılmaktadır [25].

Aktarmalı taşıma sonunda eğer bir mağazada halen karşılanmamış talep varsa bir ceza maliyeti doğar. Diğer taraftan, eğer bir mağazada aktarmalı taşımadan sonra talep fazlası envanter varsa elde bulundurma maliyeti doğar. Elde bulundurma maliyeti düşük fiyattan satışı ve fabrikaya geri gönderme giderlerini kapsar [25].

Bir mağazadan diğerine taşıma deterministik bir tedarik gecikmesi ve taşıma maliyetine sebep olur. Buradaki tedarik gecikmesi dikkate alınması gereken bir değerdir. Tedarik gecikmeleri, konumlar arasındaki uzaklık, taşıma araçları, ürünün boyut ve ağırlığı gibi etmenlere bağlıdır [25].

Mağazalar farklı maliyet ve talep parametrelerine sahip olabilmekte, ancak tek bir ürün satışı yapmaktadır.



Şekil 2.1 Aktarmalı taşıma modeli [25]

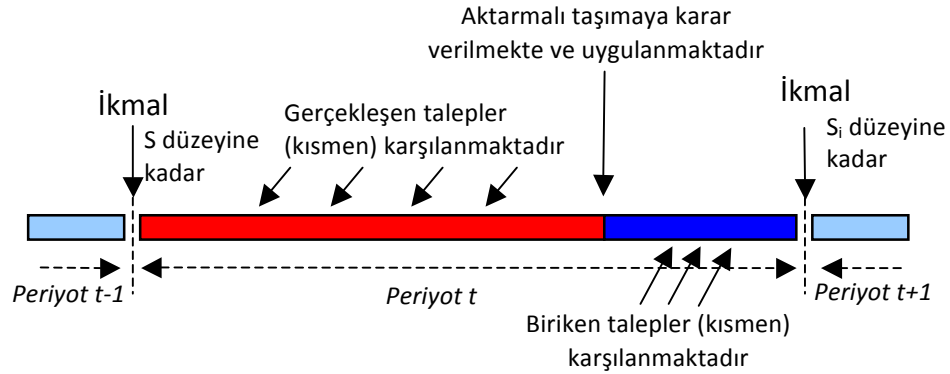
Modelimizdeki diğer bir önemli etmen de kalite kaybıdır. Kalite kaybı ve kalitesizlik iki durumda söz konusu olmaktadır: (a) Eğer bir mağazada taşımadan sonra fazlalık envanter varsa, bu envanter sonraki periyoda aktarılır ve bu nedenle de eskime ve bozulma gerçekleşebilir. Bu da ürün kalitesinde azalmaya ve kalitesizliğe sebep olur. (b) Taşıma esnasında ürünün kırılması, bozulması veya hasar görme olasılığı vardır. Bu da kalitesizliğin artmasına sebep olur [25]. Kalitesizlik kaybı gerçekleşen eskime ve bozulma miktarlarının toplamı ile elde edilmektedir.

Periyodun başında, talep gerçekleşmesinden çok önce stok düzeyini  $S_i$ 'ye kadar arttırmak için mağaza  $i$  'de ikmal gerçekleşir. Böylece mağazalar periyot içindeki tek belirsizlik olan bilinmeyen talep  $D_i$ 'yi karşılayabilirler. Talepler gerçekleştiğinde ilk olarak mevcut lokal mağazadan karşılanırlar. Ancak talep gerçekleşmesinden sonra bazı mağazalarda karşılanamayan talepler oluşacak bazılarında ise fazla stok bulunacaktır. Bu durumlarda fazla stok bulunan mağazalardan stok eksiği bulunan mağazalara ürün transferi yapmak mümkündür. Buna aynı seviyede yanal aktarmalı taşıma denilmektedir (Şekil 2.2) [24].

$\tau_{ij}$   $i$ . mağazadan  $j$ . mağazadaki her bir birimlik karşılanmamış talebi tatmin etmek için gerekli aktarmalı taşıma maliyeti olsun. Aktarmalı taşıma gecikme zamanları göz ardı edilemez olarak alınmıştır. Gönderilen miktar  $T_{ij}$  deterministik tedarik gecikmeleri  $L_{ij}$

süresi sonunda  $j$ . mağazaya ulaşacaktır. Buradaki tedarik gecikmeleri birçok etkene bağlıdır [24].

- Farklı mağazalar arasındaki fiziksel mesafe
- Mevcut nakliye araçları ve kapasiteleri
- Trafik sıkışıklığı ve oluşabilecek arızalar



Şekil 2.2 Aktarmalı taşımada olayların gerçekleşme sırası [24]

Aktarmalı taşımanın sonunda, eğer mağaza  $i$  halen fazla envantere sahipse birim başına  $h_i$  kadar elde bulundurma ceza maliyeti uygulanır. Eğer mağaza  $j$  halen karşılanmamış talebe sahipse birim başına  $p_j$  kadar elde bulundurmama ceza maliyeti uygulanır [24].

Her bir periyot için ikmal ve aktarmalı taşıma miktarlarına karar verilmek zorundadır.

## 2.2 Notasyon ve Varsayımlar

Sabit aktarmalı taşıma problemi göz ardı edilebilir olarak varsayılmıştır. Herer vd. [19]'da sabit maliyetlerin yokluğunda eğer aktarmalı taşımalar gerçek bir kıtlık durumu için yapıldığında ve başka bir mağazada envanter kurmak amaçlı yapılmadığında her bir olası sabit politika için optimal  $S^*$  temel stok politikası bulunduğunu ispatlamıştır. Sabit maliyetlerin iki konumlu model formülasyonuna olan etkilerini Herer vd. tarafından [26]'da yapılan çalışmada bulabilirsiniz.

Model formülasyonunda Çizelge 2.1'deki notasyonlar kullanılmıştır [25].

Çizelge 2.1 Modelde kullanılan notasyonlar

|             |                                                                    |
|-------------|--------------------------------------------------------------------|
| $n$         | mağaza (depo/konum) sayısı                                         |
| $S_i$       | $i$ . mağaza için sipariş miktarı                                  |
| $S$         | sipariş miktar vektörü                                             |
| $D_i$       | $i$ . mağazada gerçekleşmiş olan talep miktarı                     |
| $D$         | talepler vektörü                                                   |
| $c_i$       | $i$ . mağazadaki birim sipariş maliyeti                            |
| $h_i$       | $i$ . mağazada oluşan birim başına elde bulundurma maliyeti        |
| $p_j$       | $j$ . mağazada oluşan birim başına ceza maliyeti                   |
| $w$         | fazlalık envanterden kaynaklanan fire oranı (olasılığı)            |
| $b$         | taşımadan kaynaklanan bozulma oranı (olasılığı)                    |
| $\tau_{ij}$ | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya birim taşıma maliyeti               |
| $T_{ij}$    | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşınan miktar                      |
| $I_{ij}$    | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşınan birim başına gecikme zamanı |
| $L_{ij}$    | $i$ . mağazadan $j$ . mağazaya taşıma gecikme zamanı               |
| $I^+$       | taşımadan önce fazlalık envantere sahip mağazalar kümesi           |
| $I^-$       | taşımadan önce karşılanmamış talebe sahip mağazalar kümesi         |

Modelimizde kabul ettiğimiz varsayımlar aşağıdaki gibidir:

**Varsayım 1** Her mağaza için önceden belirlenmiş ve sabit olan bir maksimum sipariş miktarı vardır.

**Varsayım 2** Her mağazadaki müşteri talepleri mevcut yerel envanterden veya diğer mağazalardan gönderilen miktarlarla karşılanır. Aktarmalı taşıma tedarik gecikmeleri göz önüne alındığından müşterinin bu sürenin sonuna kadar beklediği varsayılmıştır. Aktarmalı taşımadan sonra karşılanmayan talep kayıp olarak sayılmaktadır [24].

**Varsayım 3** Tedarik gecikmeleri pozitif veya sıfırdır, aynı zamanda deterministiktir. Tüm aktarmalı taşımaların aynı periyot içersinde gerçekleştiği varsayılmaktadır. Yani tüm tedarik gecikmeleri periyottan daha kısa bir süreye sahiptir. Merkez depodan yapılan ikmal tedarik süreleri göz ardı edilmiştir [24].

**Varsayım 4** Aktarmalı taşıma politikası sabittir. Yani aktarmalı taşıma miktarları gerçekleştirildikleri periyottan bağımsızdır; yalnızca talep ortaya çıktıktan sonraki mevcut envantere bağlıdır [24].

**Varsayım 5** Her periyodun başında, önceki periyottan kalan envanter miktarı göz önüne alınarak, mağaza  $i$ 'deki envanter seviyesini  $S_i$ 'ye kadar arttırmak için ikmal yapılır [24]. Herer vd. tarafından [19]'da sabit maliyetlerin bulunmadığı durumda "şu seviyeye kadar sipariş ver" politikasının optimalliği kanıtlanmıştır.

**Varsayım 6** Fire ve bozulma olasılıkları başlangıçta belirlenmiş olup sabittir. Bu oranlar tüm mağazalar arasındaki taşımalarda eşit olarak alınmıştır.

**Varsayım 7** Kalitesizlik etmenlerinin maliyet ve doluluk oranları fonksiyonları üzerinde bir etkisi yoktur. Taşıma ve fazlalık envanterden dolayı oluşan kayıp ve zararların ürünün maliyet ve satış miktarı üzerinde bir etkisi olmadığı varsayılmıştır.

## 2.3 Problem Modeli

Problemdeki amaçlar ve her biri için belirlenmiş kısıtlar bu bölümde ayrıntılı bir şekilde verilmiştir.

### 2.3.1 Maliyet Fonksiyonu

Toplam maliyet amaç fonksiyonu üç ana kısımdan oluşur: (a) toplam elde bulundurma maliyeti, (b) toplam ceza maliyeti ve (c) toplam taşıma kârı. Modelimizde, maliyet fonksiyonunun minimizasyonu önemli bir amaçtır. Elde bulundurma ve ceza maliyetleri taşıma sürecinden önce oluşmaktadır. Daha sonra taşımaya bağlı olarak da toplam taşıma kârı ortaya çıkar. Maliyet fonksiyonu (2.1)'de verilmiştir [25].

$$C(S, D) = \sum_{i \in I^+} h_i(S_i - D_i) + \sum_{j \in I^-} p_j(D_j - S_j) - K(S, D) \quad (2.1)$$

$i$ . mağaza ile  $j$ . mağaza arasındaki taşıma, elde bulundurma maliyetini  $i$ . mağazada  $h_i$  kadar ve ceza maliyetini  $j$ . mağazada  $p_j$  kadar azaltır. Ancak, toplam maliyet taşıma maliyetinden dolayı  $\tau_{ij}$  tarafından arttırılır [24].

Taşıma kâr fonksiyonu  $K$ 'dan (2.2) optimal taşıma miktarları  $T_{ij}$ 'leri bulmak için aşağıdaki lineer programlama modeli çözülmelidir:

$$K(S, D) = \max_{T_{ij}} \sum_{i \in I^+} \sum_{j \in I^-} (h_i + p_j - \tau_{ij}) T_{ij} \quad (2.2)$$

Şu kısıtlara göre

$$\sum_{j \in I^-} T_{ij} \leq S_i - D_i, \quad \forall i \in I^+ \quad (2.3)$$

$$\sum_{i \in I^+} T_{ij} \leq D_j - S_j, \quad \forall j \in I^- \quad (2.4)$$

$$T_{ij} \geq 0 \quad (2.5)$$

Denklem (2.3) ve (2.4)'teki kısıtlar,  $i$ 'den  $j$ 'ye olan toplam taşımanın  $i$ . mağazada bulunan miktardan ve  $j$ . mağazadaki karşılanmamış talepten daha fazla olamayacağını belirtmektedir [25].

Burada sipariş maliyetlerini hesaba katmıyoruz, çünkü aynı talepler için eşit ve sabitler. Sipariş maliyeti,  $i$ . mağazada gerçekleşen talep ile  $i$ . mağazadaki birim sipariş maliyetinin çarpımına eşittir. Burada dikkat edilecek nokta sipariş miktarının değil, talep miktarının kullanılmasıdır. Bunun sebebi de taşımadan kaynaklanan farkın taşıma maliyetlerinin içerisinde bulunmasıdır [25]. Daha fazla bilgi için Özdemir vd.'nin [17] çalışmasına bakınız.

### 2.3.2 Doluluk Oranı Fonksiyonu

Doluluk oranı, taşımadan sonra her mağazada karşılanan talep oranına karşılık gelmektedir. Hizmet düzeyi amacı toplam doluluk oranını kapsar ve maksimize edilmelidir. Büyük miktarlarda sipariş verildiğinde doluluk oranı yüksek olacaktır, ancak elde bulundurma maliyetleri de artacaktır. Bu yüzden maliyet ile doluluk oranı arasındaki dengeyi tutturmak gerekecektir [25]. Doluluk oranı fonksiyonu (2.6)'da verilmiştir.

$$F(S, D) = \frac{\sum_j \min(D_j, S_j + \sum_i T_{ij})}{\sum_j D_j} \quad (2.6)$$

Doluluk oranı, eğer sipariş miktarı talepten az ise üzerine taşınan miktarlar da eklenerek, taşımadan sonraki son durum göz önüne alınarak hesaplanır. Yani taleplerin taşımalarından sonraki karşılanma oranlarının ortalamasıdır. Tüm talepler tam olarak karşılanmış ise veya fazlalık envanter varsa doluluk oranı maksimum oran olan 1'e ulaşacaktır [25].

### 2.3.3 Tedarik Gecikmeleri Fonksiyonu

Tedarik gecikmeleri aktarmalı taşıma süreci nedeniyle oluşan toplam bekleme zamanını ifade eder. İkmal yaparak doluluk oranını maksimize ederken, tedarik gecikmeleri artacaktır. Tedarik gecikmeleri yalnızca karşılanmamış talebi olan mağazalar için geçerlidir. Modelimizde toplam tedarik gecikmelerinin minimizasyonuna çalışılmaktadır [25]. Tedarik gecikmeleri fonksiyonu (2.7)'de verilmiştir.

$$L(S, D) = \sum_{i,j} T_{ij} l_{ij} \quad , \forall i \in I^+, j \in I^- \quad (2.7)$$

### 2.3.4 Kalite Kaybı Fonksiyonu

Kalite üreticiler, tedarikçiler ve müşteriler için çok önemli bir etmen haline geldi. Toplam Kalite Yönetimi, Kalite Yönetim Sistemleri (ISO), Altı Sigma gibi birçok farklı teknik ve kavram ürün ve hizmet kalitesini artırmak için geliştirilmiştir. Bu geliştirme halen çok hızlı bir şekilde sürmekte ve yeni metotlar ve kalite geliştirme çalışmaları yapılmaktadır. Artık her aşamada kalite aranan ve olmazsa olmaz bir nitelik haline gelmiştir [25].

Kalite kaybı fonksiyonu (2.8)'de verilmiştir.

$$Q(S, D) = \sum_i (S_i - D_i)w + \sum_{i,j} (T_{ij})b \quad , \forall i \in I^+, j \in I^- \quad (2.8)$$

Denklem (2.8)'de eşitliğin sağındaki ilk hesaplama ortaya çıkan fazlalık envanter içinden bozulan miktarı, ikinci hesaplama ise aktarmalı taşımadan dolayı bozulan miktarı göstermektedir [25].

Modelimizde, fazlalık envanter oluştuğunda kalitesizlik ortaya çıkmaktadır. Fazlalık envanter bozulmaya ve kalite kayıplarına açıktır. Ayrıca aktarmalı taşıma sırasında da kalite azalmasına sebep olacak bozulma ve hasar görme olasılığı vardır. Yani, minimize edilmesi gereken kalite kaybı fonksiyonunu toplam fire ve bozulma miktarı olarak ifade edebiliriz [25].

$w$  ve  $b$  parametreleri deterministik değerler olup sırasıyla fazlalık envanterden kaynaklanan fire oranı ve aktarmalı taşımadan kaynaklanan bozulma oranıdır. Bu parametreler önceki deneyimlerden ve istatistiksel sonuçlardan elde edilebilir. Eğer önceki durumlara ait veriler yok ise, uzmanlar benzer modelleri ve çalışmaları göz önünde bulundurarak bu değerleri belirleyebilirler.

#### 2.4 Problemin Çok Amaçlı Formülasyonu

Problemde optimize etmeye çalıştığımız amaçlarımız birbiriyle çelişen maliyet (2.1), doluluk oranı (2.6), tedarik gecikmeleri (2.7) ve kalite kaybıdır (2.8). Karar değişkenleri  $S = (S_1, \dots, S_N)$  olarak ifade edilen sipariş miktarıdır.

Sürekli bir dağılıma sahip olan talep rastsallığından dolayı tüm amaçlar stokastiktir. Bu stokastik yapıdan dolayı her bir amacın beklenen değerinin hesaplanması gerekmektedir. (2.2)'de verilen  $K$  problemi ise lineer bir yapıya sahip olduğundan herhangi bir lineer programlama metodu ile çözülebilir.

Gürültü veya rastsallığı ele almada en çok kullanılan metot amaç değerlerinin yeniden örneklenmesi veya yeniden değerlendirilmesidir [27]. Yeniden örnekleme metodu ile  $S$  çözümünü  $N$  kez değerlendirirsek tahmini amaç değerini elde ederiz ve gürültü de  $\sqrt{N}$  kez azalır. Bu nedenle problem çözümünde birbirinden bağımsız  $N$  adet rastsal senaryo  $D^1, \dots, D^N$  oluşturulur [24].

(2.9)'da  $f(S)$  fonksiyonunun tahmini değeri  $E(f(S, D))$  verilmiştir [24].

$$E(f(S, D)) \approx \bar{f}(S) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(S, D^k) \Rightarrow \bar{\sigma} = \sqrt{\text{Var}[\bar{f}(S)]} \approx \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad (2.9)$$

$N$  değeri büyüdükçe tahmin kalitesi de iyileşmektedir (2.10) [24].

$$E(f(S, D)) = f(S) = \lim_{N \rightarrow \infty} \bar{f}(S) \quad (2.10)$$

Problemin birleştirilmiş çok amaçlı formülasyonu aşağıda (2.11)'de verilmiştir.

$$P: \begin{cases} \min \bar{C}(S) \\ \max \bar{F}(S) \\ \min \bar{L}(S) \\ \min \bar{Q}(S) \end{cases} \quad (2.11)$$

Burada  $\bar{C}$ ,  $\bar{F}$ ,  $\bar{L}$  ve  $\bar{Q}$  sırasıyla beklenen tahmini toplam maliyet, doluluk oranı, tedarik gecikmeleri ve kalite kaybıdır.  $S = (S_1, \dots, S_N)$  ise pozitif sipariş miktarı vektörünü ifade eder.

## BÖLÜM 3

---

### BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMALAR

Bu bölümde sırasıyla bulanık mantık ve evrimsel algoritmalar kısaca tanıtılacaktır. Daha sonra melez algoritmalar ve kullanıldıkları problem çeşitleri hakkında bilgi verilecektir. Son olarak bulanık melez evrimsel algoritmaların sınıflandırılması ve sağladıkları faydalar üzerinde durulacaktır.

#### 3.1 Bulanık Mantık

##### 3.1.1 Bulanıklık

Mühendislikte ve diğer bilim dallarında olaylar ve sistemler, kesin matematiksel modeller kullanılarak tanımlanırlar. Oluşturulan bu modellerin kullanılması ile olayın veya sistemin gelecekte alacağı durum veya göstereceği davranış biçimi tahmin edilmeye çalışılır. Halbuki günlük yaşantıda karşılaşılan problemlerin büyük bir çoğunluğu ya çeşitli nedenlerden dolayı tam olarak modellenemeyebilir ya da kesin bir durumu ifade edemeyebilirler [28].

Bir kavramı, bir amacı ve bir sistemi tanımlayan ifadelerdeki belirsizliğe veya kesin olmama haline bulanıklık denir. İnsanların düşünce biçimindeki algılama farklılıkları, onların sübjektif davranışları ve hedeflerindeki belirsizlikler bulanıklık olgusu ile açıklanabilir. Belirsizlik veya bilgi eksikliğini gidermek için olasılık teorisi yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Olasılık teorisindeki belirsizlik, genellikle olayların gerçekleşip gerçekleşmemesi ile ilgilidir. Bu durum, olasılık teorisinde rastsallık kavramıyla açıklanmaktadır. Bununla birlikte, belirsizlik kavramı farklı bir açıdan da ele alınabilir.

Çünkü rastsallık kavramı ile bir olayın meydana gelişindeki belirsizlik açıklanırken, bulanıklık kavramı ile bir olayın kendisindeki belirsizlik açıklanır [29].

Bulanıklık, aslında çağrışım yaptığı gibi belirsiz ifadeler veya olasılık hesaplama yöntemi değildir. Daha ziyade değişkenlerin ve kuralların esnek bir şekilde kullanılmasıdır. Ancak buradaki esneklik rastgelelik veya belirsizlik değildir. Bir simgenin bulanıklığı, o simgenin bulunduğu nesne kümesinin iyi tanımlanmış sınırlara sahip olmasından kaynaklanmaktadır.

### **3.1.2 Bulanık Mantığın Tarihsel Gelişimi**

1930'larda ünlü Amerikan filozofu Max Black tarafından belirsizliği açıklayıcı öncü kavramlar geliştirilmiş olsa da, Zadeh tarafından yayınlanan makale, modern anlamda belirsizlik kavramının değerlendirilmesinde önemli bir nokta olarak kabul edilir. Zadeh, bu makalede, kesin olmayan sınırlara sahip nesnelerin oluşturduğu bulanık küme teorisini ortaya koymuştur [30].

Bulanık kümeler teorisi 1960'larda Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Ancak benzer bir terim (Fransızca "ensemble flou") Menger tarafından 1951 yılında sunulmuştur. Ancak Menger olasılıksal yoruma sahip geçişli bulanık ilişkiyi kullanmıştır [31].

Bulanık kavram ve sistemlerin dünyanın değişik araştırma merkezlerinde dikkat kazanması 1975 yılında Mamdani ve Assilian tarafından yapılan gerçek bir kontrol uygulaması ile olmuştur [32].

Bulanık küme teorisinin ortaya atılmasından sonra, Zadeh 1973'de yayınladığı çalışmalarında, bulanık küme teorisinin, en büyük yaklaşıklıkla insanın karar verme sistemini modelleyebilecek yeterlilikte olduğu fikrini ortaya atmıştır. Zadeh'e göre 1965–1973 yılları, konunun ilk aşamada bulunduğu yıllardır. 1973 yılında kullandığı terim "Bulanık Mantık" (Fuzzy Logic) ile ikinci devre başlamakta ve 1999 yılına kadar devam etmektedir. Daha sonraki yıllar ise "Bulanık" (Fuzzy) kavramının İngilizcedeki "küçük düşürücülük" anlamında kullanılması nedeniyle, "Fuzzy Logic'e şüpheli bir yaklaşımla yaklaşıldığı gerçeği ortaya çıkmaktadır [33].

Batı'da Bulanık (Fuzzy) kelimesi güvenilirliksi ifade eder. Doğu'da ise bu güvenilirliksizlikte bile güzelliklerin bulunabileceği düşüncesi vardır. Örneğin, insanlar

arasındaki gerekli diyalogun bile sağlanması bu tür bulanık (kesin olmayan, oldukça kişisel) görüşlere bağlıdır [32].

### 3.1.3 Bulanık Kümeler

Zadeh'in "bulanık küme" kavramı, klasik sistem kuramının matematiksel yöntemlerinin gerçek dünyadaki pek çok sistemde, özellikle de işin içine insanları alan, kısmen karmaşık sistemlerde yetersiz kalmasından ortaya çıkmıştır. Zadeh, "uzun, kırmızı, durağan" gibi sıfatların ikili üyelik fonksiyonuyla ifade edilen klasik kümeler yerine, dereceli üyelik fonksiyonuyla ifade edilen bulanık kümelerle tanımlanmasını önermiştir [30].

Küme üyeliğinin belirlendiği sınır koşulu, bulanık kümelerde esnek bir yapıda ifade edilir. Diğer bir deyişle, bulanık kümelerde, küme üyeliğinin kısmi üyeliğe geçişi sağlanarak, geleneksel küme teorisi geliştirilir. Böylece, bulanık küme teorisinde kümeye tam olarak üye olan nesnelerden, kümeye tamamen üye olmayan nesnelere doğru esnek ve dereceli bir geçişe izin verilir [29].

"Bulanık Küme" (Fuzzy Set), esneklik ya da hassasiyetin arttırılması açısından klasik kümelere göre daha uygun olan bir yöntem olarak görülebilir. Getirdiği yaklaşım, klasik küme kuramlarında kullanılan üyelik kavramını bir kenara bırakıp yerine tamamen yenisini koymak değil, iki-değerli üyeliği çok-değerliliğe taşıyarak genellemesini yapmaktır [34].

Geleneksel kümeler ile bulanık kümeler arasındaki en temel fark; üyelik fonksiyonlarıdır. Geleneksel bir küme sadece bir üyelik fonksiyonuyla nitelenebilirken, bulanık bir küme teorik olarak sonsuz sayıda üyelik fonksiyonu ile nitelenebilir. Üyelik fonksiyonlarının uygulama ile örtüşen ve doğru bir şekilde belirlenmesi, bulanık küme teorisinin esasını oluşturmaktadır. Bu nedenle, üyelik fonksiyonları bir kez belirlendikten sonra, bulanık küme teorisinde bulanık olan herhangi bir şey kalmadığı söylenir. Bulanık bir kümeye ilişkin üyelik fonksiyonunun belirlenmesi, rastsal bir değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonunun belirlenmesine benzetilebilir. Bir sistemin işleyişi veya bir nesne için, ne kadar veya hangi noktadan sonra gibi soruların yanıtları ile bulanık kümelerin üyelik fonksiyonları oluşturulmaya çalışılır. Bulanık bir kümenin

üyelik fonksiyonunu belirleme süreci, kavramların uygulamadaki anlamına dayanarak sezgisel olarak da yapılır [29].

Başlangıçta sadece teorik bir araştırma alanı olarak ortaya çıkmış olan Bulanık Küme yaklaşımı, izleyen yıllarda pek çok farklı alanda uygulama imkanı bulmuştur. Bu uygulama alanları arasında en belirgin olanları; bilgisayar bilimleri, kontrol, meteoroloji, tıp, sosyal bilimler, psikoloji, yönetim bilimleri, yapay zeka ve uzman sistemler sayılabilir. Özellikle 80'li yıllarda endüstriyel kuruluşların ilgisi bu alana yönelmiştir. Böylece teorik ve uygulamalı araştırma yapan kuruluşların ortak çalışmaları neticesinde, bulanık kümelerin uygulanma alanlarında önemli gelişmeler sağlanmıştır. Bu çalışmaların sonucunda bulanık kontrol işlevine yönelik pek çok yazılım ve donanımlar ortaya çıkmıştır [28].

Herhangi  $x$  elemanlarından oluşan  $X$  uzayı düşünüldüğünde,  $X$  uzayındaki  $A$  bulanık kümesi  $[0,1]$  aralığında gerçek sayı tanımlayan  $\mu_A(x)$  üyelik fonksiyonu ile oluşturulur.  $\mu_A(x)$  her  $x$  değerinin  $A$  kümesindeki üyelik derecesini verir. Klasik kümelerde bir kümeye üyelik 1 ya da 0 (üye ya da değil) olarak tanımlanır. Buradan yola çıkarak üyelik derecesi olarak 1 ya da 0 iki değer alabilen bir üyelik fonksiyonu kullanılmasıyla bulanık küme tanımlama mantığı ile klasik kümelerinde tanımlanabildiği görülmektedir. Bulanık kümeler, elemanlarının  $[0,1]$  aralığında üyelik derecesi olan ve klasik kümeleri kapsayabilen kümelerdir denilebilir [35].

#### **3.1.4 Bulanık Kümelerde Üyelik Fonksiyonları**

Bulanık sistemlerde, dilsel ifadelerle anılan bölgelerin sınırlarını belirtmede ve giriş bilgilerine ait üyelik ağırlıklarının tespit edilmesinde kullanılmak üzere uygun üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi gerekir [36].

Bulanık bir küme, çalışma yapılan alana ait her bir bireye veya elemana matematiksel olarak kümedeki üyelik derecesini temsil eden bir değer atayarak tanımlanır. Bu değer o üyenin bulanık küme tarafından ifade edilen kavrama uygunluk derecesini ifade eder. Bundan dolayı bireylerin kümeye ait olması farklı farklıdır. Bu üyelik dereceleri 0 ile 1 arasındaki gerçek sayılarla temsil edilirler [37].

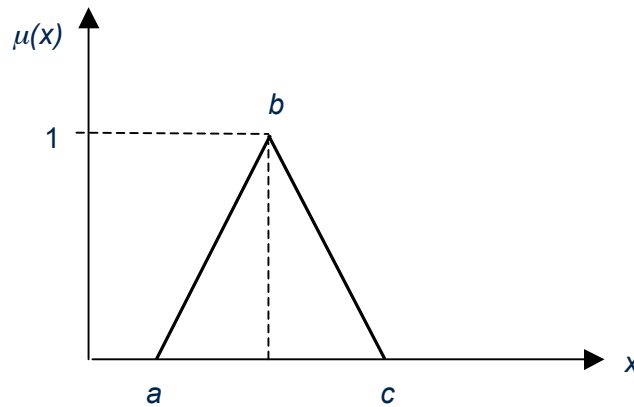
0 ile 1 arasındaki deęişimin her bir öęe için deęerine üyelik derecesi, bunun bir alt küme içindeki deęişimine de üyelik fonksiyonu adı verilir. Böylece, üyelik fonksiyonu şemsiyesi altında toplanan öęelerin her biri, önem derecelerine göre birer üyelik derecesine sahiptir [32].

Bir üyelik fonksiyonunun, sahip olması gereken özellikler aşığıdaki gibi tanımlanmıştır [38]:

- Bütün üyelik fonksiyonları sürekli olmalı,
- Bütün üyelik fonksiyonları belirli bir aralıkta  $[a,b]$  tanımlanmalı,
- Üyelik, fonksiyonları tekdüze bir şekilde sürekli artan ya da sürekli azalan, olabileceęi gibi artan ve azalan bölümleri de olabilir,
- Tekdüze üyelik fonksiyonları, tanımlanan tüm aralıkta içbükey ya da dışbükey şekilli olabileceęi gibi, tanımlanan aralık  $[a,b]$  içerisinde kalan bir noktaya,  $c$ , kadar içbükey  $[a,c]$ ,  $c$  noktasından sonra da dışbükey  $[c,b]$  olabilir.

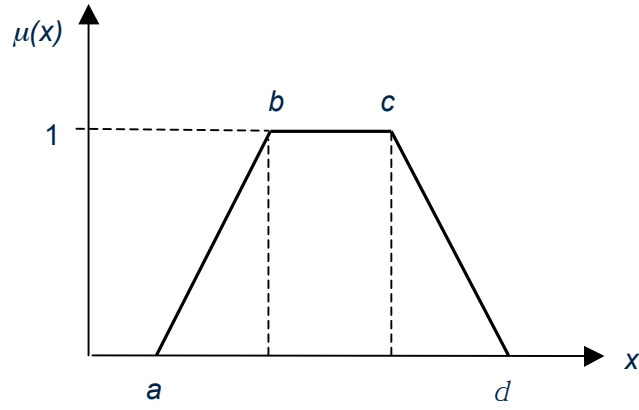
Üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde kullanılan başlıca yöntemler; a) Sezgi, b) Çıkarım c) Merteleme d) Açılı bulanık kümeler e) Yapay sinir aęları f) Genetik algoritmalar, g) Çıkarımcı muhakeme olarak sıralanabilir [39].

Bulanık üyelik fonksiyonları, olayların gerçek uzaylarını ya da daęılımlarını içerecek özellikleri sergilemelidir. Şekil 3.1, 3.2 ve 3.3'te en çok kullanılan üyelik fonksiyonlarının denklemleri (3.1, 3.2 ve 3.3) ve grafikleri gösterilmiştir [39].



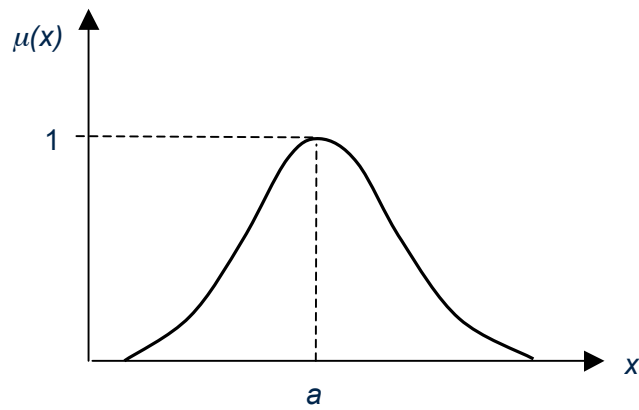
Şekil 3.1 Üçgensel üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \mu(x, a, b, c) = \begin{cases} 0 & , x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & , b \leq x \leq c \\ 0 & , c \leq x \end{cases} \quad (3.1)$$



Şekil 3.2 Yamuk üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \mu(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & , x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , a \leq x \leq b \\ \frac{d-x}{d-c} & , c \leq x \leq d \\ 0 & , d \leq x \end{cases} \quad (3.2)$$



Şekil 3.3 Gauss üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \mu(x, \sigma, a) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-a}{\sigma} \right)^2} \quad (3.3)$$

### 3.1.5 Bulanık Kümelerde Mantıksal İşlemler

Bulanık mantık, klasik Boolean mantığının genişletilmiş bir alt kümesidir. Bulanık kümelerin uç noktalarını ele alırsak klasik mantıktaki gibi 0 ve 1 değerleri ile işlem yapılabilir. Yani bulanık kümeler klasik mantıksal kümeleri kapsar. Çizelge 3.1'de bu mantıksal işlemler gösterilmiştir.

Çizelge 3.1 Klasik mantıksal işlemler

| $x \wedge y = z$ (ve) |     |     |
|-----------------------|-----|-----|
| $x$                   | $y$ | $z$ |
| 0                     | 0   | 0   |
| 0                     | 1   | 0   |
| 1                     | 0   | 0   |
| 1                     | 1   | 1   |

| $x \vee y = z$ (veya) |     |     |
|-----------------------|-----|-----|
| $x$                   | $y$ | $z$ |
| 0                     | 0   | 0   |
| 0                     | 1   | 1   |
| 1                     | 0   | 1   |
| 1                     | 1   | 1   |

| $\neg x = z$ (değil) |     |
|----------------------|-----|
| $x$                  | $z$ |
| 0                    | 1   |
| 1                    | 0   |

Bulanık mantıkta mantıksal işlemler "ve" ( $\wedge$ ), "veya" ( $\vee$ ), "değil" ( $\neg$ ) sırasıyla (3.4), (3.5) ve (3.6) da verilmiştir.

$$z = x \wedge y = \min(x, y) \quad (3.4)$$

$$z = x \vee y = \max(x, y) \quad (3.5)$$

$$z = \neg x = 1 - x \quad (3.6)$$

### 3.1.6 Bulanık Mantık

Zadeh, "bulanık mantık" kavramını ilk kullandığı makalesinde iki anahtar kavram üzerinde durmuştur [33].

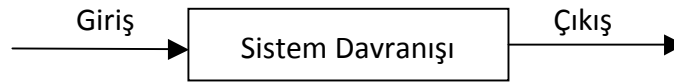
- Dilsel değişken (Linguistic variable),
- Bulanık eğer-ise kuralı (Fuzzy if-then rule).

Bulanık mantık sisteminin en geçerli olduğu iki durumdan ilki, incelenen olayın çok karmaşık olması ve bununla ilgili yeterli bilginin bulunmaması durumunda kişilerin

görüş ve değer yargılarına yer vermesi, diğeri ise insan muhakemesine, kavrayışlarına ve karar vermesine gereksinim gösteren hallerdir [40].

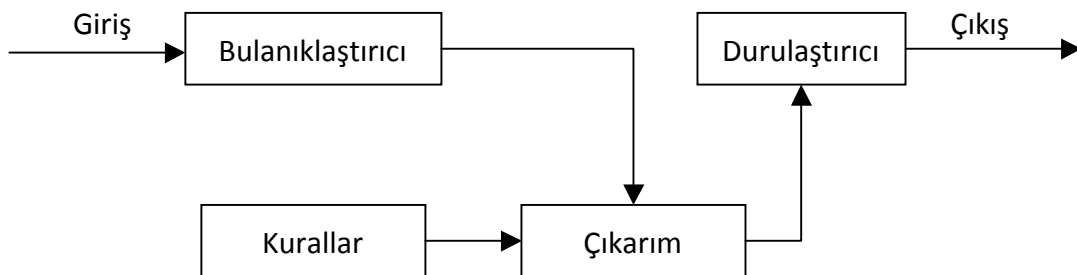
Bulanık mantık düşünüşüne uygun düşen modelleme problemleriyle karşılaşıldığında, genellikle bir uzman kişinin bilgi ve deneyimlerinden yararlanma yoluna gidilir. Uzman operatör; dilsel değişkenler/niteleyiciler olarak tanımlanabilen "uygun, çok uygun değil, yüksek, biraz yüksek, fazla, çok fazla" gibi günlük yaşantıda sıkça kullanılan kelimeler doğrultusunda esnek bir denetim mekanizması geliştirir. Bulanık denetim, bu tür mantıksal ilişkiler üzerine kurulmuştur [28].

Genellikle bilinen matematik, stokastik veya kavramsal sistemlerin hemen hepsi Şekil 3.4'te görülen üç ayrı birimden ibarettir. Bunlar giriş, bu girişi çıkışa dönüştüren ve sistem davranışı olarak isimlendirilen bir kutu ve buradan çıkış kısımlarıdır. Bu birimlerin hepsinde sayısal veri çıkış veya işlemler yapılmaktadır [32].



Şekil 3.4 Klasik sistem birimleri

Bulanık sistemlerin bu klasik tasarımdan farkı; sistem davranışı kısmının dörde ayrılarak Şekil 3.5'te gösterildiği gibi kendi aralarında bağlantılı dört birimin olmasıdır [40].



Şekil 3.5 Bulanık mantığın temel birimleri

Girdi değerleri çoğunlukla kesin değerlerdir. Bulanıklaştırıcının görevi, bulanık kümeler (burada girdiler bulanık üyelik fonksiyonları tarafından tanımlanan bulanık değişkenlerdir) içine kesin sayıları haritalamaktır. Kurallar "eğer-ise" kurallarının

oluşturduğu bulanık mantığı esas alır. Bir tipik "eğer-ise" kuralı Çizelge 3.2'de verilmiştir [40].

Çizelge 3.2 Eğer-ise kuralı

|             |                  |               |
|-------------|------------------|---------------|
| <b>Eğer</b> | Yolun kapasitesi | <b>Az</b>     |
| <b>İse</b>  | Akan taşıt hızı  | <b>Çoktur</b> |

Bulanık küme ve sistem işlemleri için klasik küme şeklinde belirtilen değişim aralıklarının bulanıklaştırılması gereklidir. Bulanıklaştırma işlemi sisteme gelen sayısal girişlerin bulanık kümelere dönüştürülme işlemidir.

Çıkarım mekanizması bulanık sistemin çekirdeğini oluşturur. Bu aşamada insan düşünce ve karar verme sistemi örnek olarak alınmıştır.

Bulanık çıkarım için birçok farklı yapı bulunmaktadır. Bu yapılar içinde en çok Mamdani ve Takagi-Sugeno tipi bulanık modellemeler kullanılmaktadır. Mamdani tipi bulanık model çok kolay oluşturulur ve insan davranışlarına çok uygundur. Bu nedenle çok yaygın bir kullanıma sahiptir ve diğer bulanık mantık modellerin temelini oluşturur. İlk defa bir buhar motorunun insan tecrübelerinden elde edilen sözel kontrol kuralları yardımıyla kontrolü amacıyla kullanılmıştır [41].

Durulaştırma esnasında, çıktı değişkeni için bir değer seçilir. Literatürde farklı durulaştırma yöntemleri mevcuttur. Seçilen sonuç değeri genellikle ya en yüksek üyelik derecesine sahip değer ya da ağırlık merkezi değeridir [40].

### 3.1.7 Bulanık Mantığın Uygulama Alanları

Bulanık mantık kullanan sistemlerle artık metroların isleyişi kontrol edilmekte, televizyon alıcıları ayarlanmakta, kameralar görüntüye odaklanmakta, buzdolaplarının buzlanması engellenmekte, trafik lambaları programlanmakta ve hatta çiçek düzenlemeleri bile yapılmaktadır [42].

Yöneylem araştırmasının karar almada sıkça kullanılan doğrusal programlama, doğrusal olmayan programlama, tamsayı programlama, hedef programlama, çok amaçlı karar verme, dinamik programlama, bekleme hattı modelleri, ulaştırma modelleri, oyun

teorisi ve şebeke analizi gibi birçok alanına, bulanık küme teorisi uygulanabilmektedir [29].

Bulanık sistemlerinin uygulama alanları genel olarak aşağıdaki gibi sayılabilir [43]:

- Otomatik Kontrol Sistemleri: Robotik, otomasyon, akıllı denetim, izleme sistemleri, ticari elektronik ürünler, vb.
- Bilgi Sistemleri: Bilgi depolama ve yeniden çağırma, uzman sistemler, bilgi tabanlı sistemler, vb.
- Görüntü Tanımlama: Görüntü işleme, makine görüntülemesi.
- Optimizasyon: Fonksiyon optimizasyonu, süzgeçleme, eğri uydurma, vb.

### **3.1.8 Bulanık Mantığın Avantajları**

Bulanık mantığın temelde sağladığı avantajlar aşağıda sıralanmıştır [30]:

- İnsan düşünce sistemine ve tarzına yakındır,
- Uygulamasında mutlaka matematiksel bir modele gereksinim duymaz,
- Yazılımın basit olması nedeniyle, sistem daha ekonomik olarak kurulabilir,
- Bulanık Mantık kavramını anlamak kolaydır,
- Üyelik değerlerinin kullanımı sayesinde, diğer kontrol tekniklerine göre daha esnektir,
- Doğrusal olmayan fonksiyonların modellenmesine izin verebilir,
- Sadece uzman kişilerin tecrübelerinden faydalanılarak, kolaylıkla bulanık mantığa dayalı bir modelleme ya da sistem tasarlanabilir,
- Geleneksel kontrol teknikleriyle uyum halindedir,
- İnsanların iletişimde kullandıkları sözel ifadelerin bulanık mantıkta kullanımı ile daha olumlu sonuçlar çıkmaktadır.

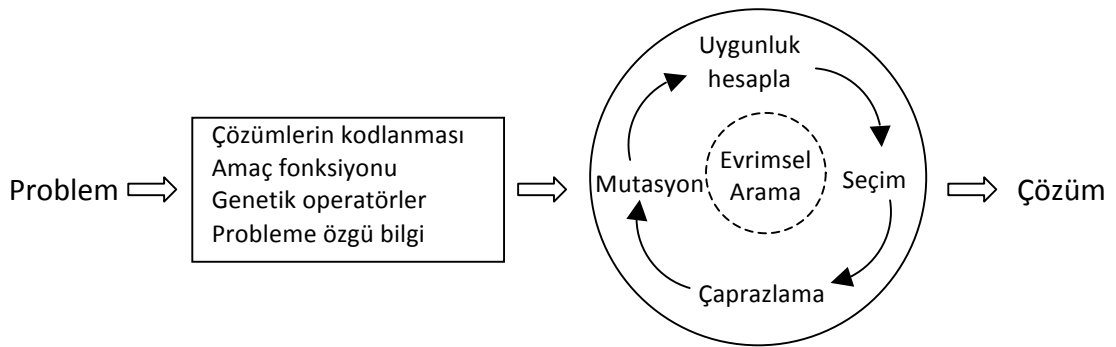
### **3.1.9 Bulanık Mantığın Dezavantajları**

Bulanık mantığın dezavantajlarını aşağıdaki şekilde özetleyebiliriz.

- Bulanık mantıkta kurallar ve üyelik fonksiyonlarının oluşturulması deneyime bağlı olduğundan bu yöntemi kullanan metotlarla elde edilen sonuçların başarısını büyük oranda etkileyebilmektedir.
- Üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi denemeler ile bulunur. Bu nedenle en kullanışlı üyelik fonksiyonlarının elde edilmesi uzun bir zaman alabilir. Ayrıca belirlenen üyelik fonksiyonları sistemin hassasiyetini önemli ölçüde etkiler.
- Bulanık mantık kullanan sistemler süreç hakkında büyük oranda veriye ihtiyaç duyulabilmektedir.

### 3.2 Evrimsel Algoritmalar

Evrimsel algoritmalar, doğal biyolojik evrim ve gelişimi örnek alan stokastik arama metotlarıdır. Evrimsel algoritmalar çözüme en uygun veya en yakın potansiyel çözümler içeren popülasyonlar üzerinde çalışırlar. Her nesilde daha güçlü ve amaçlara daha uygun bireyler üretilerek sonuca gidilir. Doğada güçlü olan bireylerin hayatta kalma ve üreme şansları daha yüksektir. Bu prensipten yola çıkan evrimsel algoritma da, yani daha iyi çözümler üreten bireyleri sonraki popülasyonlara taşıyarak en iyi çözümü bulmayı amaçlar [44].



Şekil 3.6 Evrimsel algoritma ile problem çözümü [44]

Evrimsel algoritmalar doğada geçerli olan en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üretir. Bunun için "iyi"nin ne olduğunu belirleyen bir uygunluk (fitness) fonksiyonu ve yeni çözümler üretmek için yeniden birleştirme (recombination), mutasyon (mutation) gibi operatörleri kullanır. Evrimsel

algoritmaların bir diğer önemli özelliği de bir grup çözümle uğraşmasıdır. Bu sayede çok sayıda çözümün içinden iyileri seçilip kötülerini elenebilir [44].

### 3.2.1 Evrimsel Algoritmanın Tarihçesi

Evrimsel algoritmanın tarihi 1950'lere kadar gitse de neredeyse otuz yıl boyunca geniş bilim çevrelerince hemen hemen bilinmemekteydi. Bunun temel nedeni büyük oranda o zamanlarda güçlü bilgisayarların bulunmaması olsa da, ayrıca o zamanki erken yaklaşımların metodolojik bazı eksiklikleri de gösterilebilir.

Holland, Rechenberg, Schwefel ve Fogel'in 1970'lerde yaptıkları temel çalışmalar bu durumun yavaşça değişmesini sağlamıştır. Şu ana kadar bu alandaki çalışmalar, yayınlar ve konferanslar belirgin bir şekilde ve katlanarak artış göstermiştir [45].

Evrimsel algoritmaların mevcut uygulamalarda yaygın olarak kullanıldıkları yaklaşımlar sırasıyla şunlardır: genetik algoritmalar, evrimsel programlama ve evrimsel stratejiler.

Michigan Üniversitesinde psikoloji ve bilgisayar bilimi uzmanı olan John Holland bu konuda ilk çalışmaları yapan kişidir. Mekanik öğrenme (machine learning) konusunda çalışan Holland, Darwin'in evrim kuramında etkilenecek canlılarda yaşanan genetik süreci bilgisayar ortamında gerçekleştirmeyi düşündü. Tek bir mekanik yapının öğrenme yeteneğini geliştirmek yerine böyle yapılarda oluşan bir topluluğun çoğalma, çiftleşme, mutasyon, vb. genetik süreçlerden geçerek başarılı (öğrenebilen) yeni bireyler oluşturabildiğini gördü. Araştırmalarını, arama ve optimumu bulma için, doğal seçme ve genetik evrimden yola çıkarak yapmıştır. İşlem boyunca, biyolojik sistemde bireyin bulunduğu çevreye uyum sağlayıp daha uygun hale gelmesi örnek alınarak, optimum bulma ve makine öğrenme problemlerinde, bilgisayar yazılımı modellenmiştir [25].

Çalışmalarının sonucunu açıkladığını kitabının 1975'te yayınlanmasından sonra geliştirdiği yöntemin adı Genetik Algoritmalar (ya da kısaca GA) olarak yerleşti. Ancak 1985 yılında Holland'ın öğrencisi olarak doktorasını veren David E. Goldberg adlı inşaat mühendisi 1989'da konusunda bir klasik sayılan kitabını yayınlayana dek genetik algoritmaların pek pratik yararı olmayan bir araştırma konusu olduğu düşünülüyordu. İlk olarak Hollanda'da makine öğrenme sistemlerine yardımcı olarak kullanılmış daha

sonra De Jong Goldberg ve diğerleri tarafından analiz edilmiştir. Goldberg, GA'nın çok sayıda kollara ayrılmış gaz borularında, gaz akışını düzenlemek ve kontrol etmek için uygulamasını tanımlamıştır. Ayrıca kendisinin kullandığı makine öğrenmesi, nesne tanıma, görüntü işleme ve işlemsel arama gibi alanlarda kullanıldığını vurgulamıştır [25].

1980'lerde, bilgisayarların gücünün artmasıyla çözülmesi zor gerçek hayat optimizasyon problemleri mümkün hale getirmiştir. Böylece elde edilen çözümler daha büyük bir kitleye ulaştırılabilmektedir. Ayrıca, 1985'ten itibaren, bu teknikle ilgili uluslararası konferanslar sunulmuştur. Ancak ilginç bir şekilde, 1990'ların başlarındaki toplantılara kadar farklı evrimsel hesaplama disiplinlerindeki araştırmacılar birbirlerinden izole bir şekilde kaldılar [46].

### **3.2.2 Evrimsel Algoritmaların Çalışma Prensibi**

Evrimsel algoritmaların çalışma prensibini aşağıdaki adımlarla özetleyebiliriz [47]:

**1. Adım** Olası çözümlerin kodlandığı bir çözüm grubu oluşturulur. Çözüm grubuna biyolojideki benzerliği nedeniyle popülasyon, çözümlerin kodları da kromozom olarak adlandırılır. Bu adıma popülasyonda bulunan birey sayısını belirleyerek başlanır. Bu sayı için bir standart yoktur. Genel olarak önerilen 100-300 aralığında bir büyüklüktür. Büyüklük seçiminde yapılan işlemlerin karmaşıklığı ve aramanın derinliği önemlidir. Popülasyon bu işlemde sonra rastgele oluşturulur.

**2. Adım** Her kromozomun ne kadar iyi olduğu bulunur. Kromozomların ne kadar iyi olduğunu bulan fonksiyona uygunluk fonksiyonu denir. Bu fonksiyon işletilerek kromozomların uygunluklarının bulunmasına ise değer biçme (evaluation) adı verilir. Bu fonksiyon evrimsel algoritmanın beynini oluşturmaktadır. Evrimsel algorithmada probleme özel çalışan tek kısım bu fonksiyondur. Çoğu zaman evrimsel algoritmanın başarısı bu fonksiyonun verimli ve hassas olmasına bağlı olmaktadır.

**3. Adım** Bu kromozomları eşleyerek yeniden kopyalama ve değiştirme operatörleri uygulanır. Bu sayede yeni bir popülasyon oluşturulur. Kromozomların eşlenmesi kromozomların uygunluk değerlerine göre yapılır. Bu seçimi yapmak için rulet tekerleği seçimi, turnuva seçimi gibi seçme yöntemleri vardır.

**4. Adım** Yeni kromozomlara yer açmak için eski kromozomlar ortadan kaldırılır. Eski kromozomlar çıkartılarak sabit büyüklükte bir popülasyon sağlanır.

**5. Adım** Tüm kromozomların uygunluklar tekrar hesaplanır. Tüm kromozomlar yeniden hesaplanarak yeni popülasyonun başarısı bulunur.

**6. Adım** Evrimsel algoritma defalarca çalıştırılarak çok sayıda popülasyon oluşturulup hesaplanır. Eğer zaman dolmamışsa 3. adıma gidilir.

**7. Adım** O ana kadar bulunan en iyi kromozom sonuçtur. Çünkü popülasyonların hesaplanmasında en iyi bireyler saklanmıştır.

### **3.2.3 Evrimsel Algoritma Operatörleri**

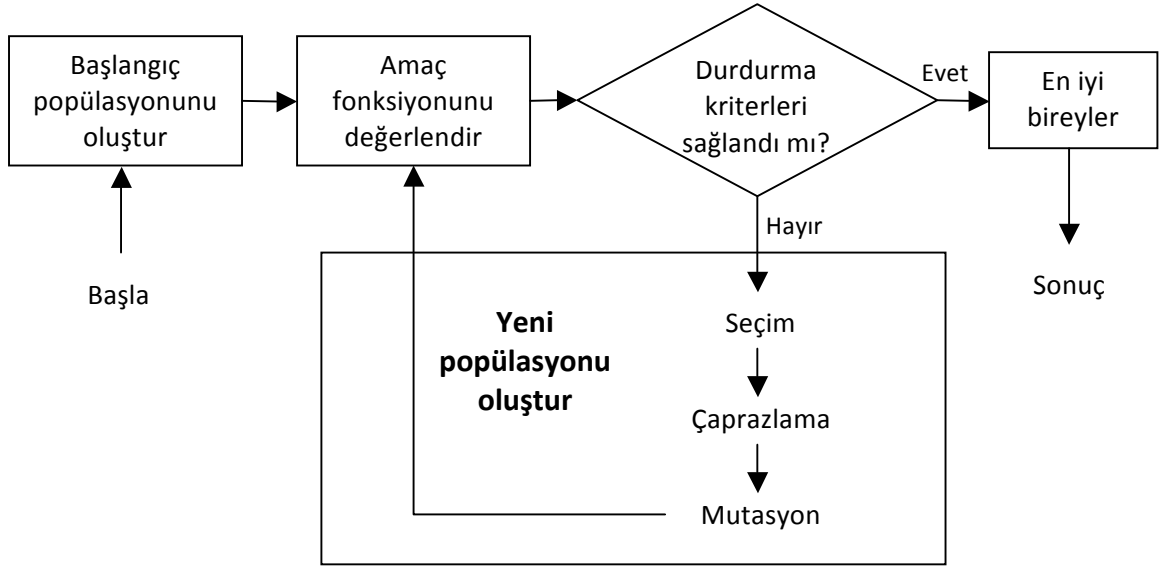
Evrimsel algoritmalarda optimum sonuca ulaşmak için yapılan arama adımlarında kullanılan evrimsel algoritma operatörleri bu başlık altında kısaca izah edilmiştir.

Evrimsel algoritmanın adımları ve kullanılan operatörler Şekil 3.7'de verilmiştir.

#### **3.2.3.1 Seçim**

Seçimde çaprazlama için hangi bireylerin seçileceği belirlenir. Seçim, uygunluk değerini temel alarak, popülasyondan uygunluk değeri düşük olan bireylerin elenmesi ve yerlerine uygunluk değerleri yüksek bireylerin kopyalarının konmasıdır. Uygunluk değeri; hangi bireyin sonraki topluluğa taşınacağını belirler. Bir dizinin uygunluk değeri, problemin amaç fonksiyonu değerine eşittir. Bir dizinin gücü uygunluk değerine bağlı olup iyi bir dizi, problemin yapısına göre maksimizasyon problemi ise yüksek, minimizasyon problemi ise düşük uygunluk değerine sahiptir [25].

Seçim aşamasının önemi, topluluğun (population) boyutu ile ilişkilidir. Seçimde küçük topluluk boyutu ile çalışılması durumunda topluluk çeşitlendirmesinin olası iyi alternatiflerin oluşması için yetersiz kalması sorunu yaşanabilir. Bu sebeple seçimde, topluluktaki bireylerin çeşitlendirmesini daraltan bir yöntemin uygulanması iyi sonuç vermeyebilir [48].



Şekil 3.7 Evrimsel algoritmanın adımları ve operatörler

### 3.2.3.2 Çaprazlama (Rekombinasyon)

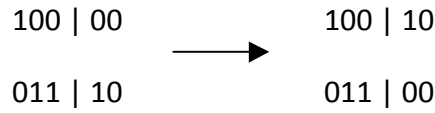
Elenen ebeveynler arasındaki kromozomların yer değiştirilerek yeni bireylerin oluşturulmasıdır. Eşleşmiş ebeveynlerin ortaya çıkarmış oldukları çocuklar ebeveynlerinin karmaşık kromozomlarını taşırlar. Örneğin; 1. ebeveyn "abcde" kromozomuna sahip olurken 2. ebeveyn "ABCDE" kromozomuna sahip olsun; çocuğun taşıyabileceği kromozomlardan bir tanesi "abcDE" olabilir. Örneğimizdeki "c" ve "D" kromozomlarının yeri çaprazlama noktasını gösterir [25].

Genetik algortmada ikili kodlama kullanıldığında belirlenen çaprazlama noktasından kromozomlar değiştirilerek yeni bireyler elde edilir. Reel sayılar kullanıldığında ise önceden belirlenen bir algoritma kullanılarak yeni bireyler oluşturulur. Bu durumda çaprazlama değil rekombinasyon kelimesini kullanmak daha uygun olacaktır [25].

Eşleşme havuzu seçildikten sonra, bu operatör devreye girmektedir. Bu operatör rastlantısal olarak eşleşme havuzundan kromozomları seçer. Kromozomların cinsiyeti, farklılığı veya benzerliği bu durumda önemli değildir. Sonra çaprazlama sayısı çaprazlama olasılığına göre yapılır [25].

**Çaprazlama olasılığı ( $pc$ ):** Çaprazlama olasılığı çaprazlamanın hangi sıklıkta yapılacağını belirtir. Eğer hiç çaprazlama yapılmaz ise (çaprazlama olasılığı %0) yeni bireyler eski bireylerin aynısı olur ama bu yeni kuşağın eskisiyle aynı olması anlamına gelmez. Eğer

bu oran %100 olursa yeni bireyler tamamıyla çaprazlama ile elde edilir. Çaprazlama eski bireylerden iyi taraflar alınarak elde edilen yeni bireylerin daha iyi olması umuduyla yapılır. Eğer çaprazlama yapılmayacaksa seçilen iki kromozom aynen gelecek jenerasyon için kopyalanır. Eğer çaprazlama uygulanacaksa, seçilen iki kromozom gelişigüzel bir noktadan kesilip iki kromozomun kesilen noktalarından itibaren genler yer değiştirir. Yer değiştiren bu kromozomlar potansiyel olarak yeni çocuk olmaya elverişlidir. Örneğin, 10000 ve 01110 zincirlerinin çaprazlama için seçildiğini kabul edelim. Gelişigüzel ayırtma noktası da 3 olsun. Bu durumda aşağıdaki çaprazlama durumu söz konusu olur [25].



Şekil 3.8 İki bireyin çaprazlanması [25]

Çaprazlama sonunda yeni kromozomlar ise 10010 ve 01100 olacaktır. Çaprazlama işlemi yeni toplum büyüklüğü tamamlanıncaya kadar sürdürülür [25].

### 3.2.3.3 Mutasyon

Rekombinasyondan sonra bireyler çok küçük miktarlarda ve düşük bir olasılıkla değişime uğratılırlar. Bu değişim mutasyon olarak adlandırılır. Bazı iyi kromozomlar çaprazlama ve seçim aşamasında kaybedilmiş olabilir. Bu durumda yeni bireyin genlerinin rastgele değiştirilmesiyle kaybedilmiş iyi bir kromozom kurtarılabilir. Aşağıda (Şekil 3.9) orijinal bireylerdeki koyu ile gösterilmiş genler değişmiş bireyde yer değiştirmiştir [25].

|                |                           |
|----------------|---------------------------|
| Orijinal Birey | 110001 <b>10000</b> 11110 |
| Değişmiş Birey | 110001 <b>11000</b> 11110 |

Şekil 3.9 İkili gösterimde mutasyon [25]

Mutasyon olasılığı ( $pm$ ) mutasyonun hangi sıklıkta yapılacağını belirler. Mutasyon olmaz ise yeni birey çaprazlama veya kopyalama sonrasında olduğu gibi kalır. Eğer

mutasyon olur ise yeni bireyin bir kısmı değiştirilmiş olur. Eğer bu oran %100 olursa kuşak içindeki bireyler tamamen değişir, %0 olursa hiç değişmeden kalır [25].

### 3.3 Çok Amaçlı Optimizasyon

Günlük hayatta karşılaştığımız problemlerin çoğu birden fazla ve birbiriyle çelişen amaca sahiptir. Tek amaçlı problemlerde optimal çözüm genellikle açıkça tanımlanmışken, çok amaçlı optimizasyon problemlerinde aynı durum geçerli değildir. Tek bir optimum çözüm yerine genellikle birbirine üstünlük kuramayan, birbirine eşdeğer "Pareto optimal" olarak da adlandırılan bir çözüm kümesi mevcuttur. Çözüm uzayındaki tüm çözümler göz önüne alındığında ve tüm amaçlar birlikte değerlendirildiğinde, bu çözüm kümesindeki elemanlardan daha iyi bir çözüm bulunmamaktadır.

Çok amaçlı bir optimizasyon probleminin genel gösterimi (3.7)'de verilmiştir [24]. Burada problem genelleme amaçlı minimizasyon olarak verilmiştir, ancak maksimizasyon veya hem minimizasyon hem de maksimizasyonu beraber olarak da kullanmak mümkündür.

$$\min[f_1(S), f_2(S), \dots, f_k(S)] \quad (3.7)$$

$$g_i(S) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.8)$$

$$h_i(S) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (3.9)$$

Denklem (3.8)  $m$  eşitsizlik, denklem (3.9)  $p$  eşitlik kısıtlarını göstermektedir.

Karar değişkenleri  $S^*$  vektörü eğer (3.10)'da belirtilen herhangi bir  $S$  mevcut değil ise Pareto optimaldir [24].

$$\begin{cases} f_i(S) \leq f_i(S^*), & \forall i = 1, 2, \dots, k \\ \text{ve} \\ f_j(S) < f_j(S^*), & \text{en az bir } j \text{ için} \end{cases} \quad (3.10)$$

Yani, (3.10)'a göre eğer herhangi bir kriteri azaltırken aynı anda en az bir kriteri arttıran olurlu  $S$  karar değişken vektörü mevcut değil ise  $S^*$  Pareto optimaldir. Bu kavram genellikle bir çözüm değil, Pareto optimal küme (Pareto optimal set) denilen bir

çözümler kümesi verir. Domine edilmeyen vektörlerin bulunduğu Pareto optimal küme içindeki amaç fonksiyonları şemasına Pareto yüzü (Pareto front) adı verilmektedir [24].

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözümünde, kavramsal anlamda iki farklı tip problem zorluğu tanımlanabilir [49]: arama ve karar verme. İlki Pareto optimal çözümler elde etme optimizasyon sürecidir. Tıpkı tek amaçlı optimizasyon problemlerinde olduğu gibi, büyük ve karmaşık arama uzayları aramayı zor hale getirir ve lineer programlama gibi kesin optimizasyon metotlarının kullanımını engeller [50]. İkincisi Pareto optimal küme içinden uygun çözümün seçilmesi problemidir. Çelişkili amaçlara sahip bu tür durumlarda insan karar vericiye ihtiyaç duyulmaktadır.

Optimizasyon ve karar süreçlerinin nasıl birleştirildiğine göre, çok amaçlı optimizasyon metotları açıkça üç ana kategoride sınıflandırılabilir [51], [49]:

**Aramadan önce karar verme:** Çok amaçlı optimizasyon probleminin amaçları tamamen karar vericinin tercihleri doğrultusunda tek bir amaç olarak birleştirilir.

**Kara vermeden önce arama:** Optimizasyon herhangi bir tercih bilgisi olmadan yürütülür. Arama sürecinin sonuçları son seçim karar verici tarafından belirlenen aday çözümler kümesidir (ideal olarak Pareto optimal).

**Arama esnasında karar verme:** Karar verici tercihlerini optimizasyon süreci içinde açıkça belirtir. Her optimizasyon adımından sonra, karar vericinin verdiği tercih bilgileri doğrultusunda birkaç adet alternatif sunulur.

### 3.3.1 Geleneksel Yaklaşımlar

Klasik metotta Pareto optimal kümeyi elde etmek için amaç fonksiyonları birleştirilerek tek bir amaç fonksiyonu elde edilir. Bu işlemden sonra indirgenmiş amaç üzerinden arama işlemine devam edilir. Temel olarak bu işlem optimizasyon algoritmasından bağımsızdır.

Bu yaklaşım içerisinde en bilinen metotlar; ağırlıklandırma metodu, kısıt metodu, hedef programlama ve minmax yaklaşımıdır.

Ağırlıklandırma metodunda, (3.11) eşitliğinde tüm amaçların lineer olarak birleştirildiği tek bir amaç elde edilir. Burada  $x$  olurlu çözüm alanı içinde olmalıdır.

$$(\min \parallel \max)y = f(x) = w_1 \cdot f_1(x) + w_2 \cdot f_2(x) + \dots + w_k \cdot f_k(x) \quad (3.11)$$

ş.k.g.  $x \in X_f$

$w_i$  ağırlıkları oluşturur ve genel olarak  $\sum w_i = 1$  olarak alınır. Bu metodun dezavantajlarından biri ağırlıklandırmadan dolayı bazı amaçlar için optimal çözümleri kaçırmasıdır.

Kısıt metodunda, amaçlardan keyfi olarak bir tanesi alınır ve amaç fonksiyonu olarak belirlenir, geri kalan tüm amaç fonksiyonları kısıtlara çevrilir. Denklem (3.12)'de formülasyonu verilmiştir. Alt sınırlar,  $e_i$  optimizasyonu yapan kişi tarafından farklılık gösteren, birden çok Pareto optimal çözüm elde etmek için kullanılan parametrelerdir. Bu parametrelerin düzgün seçilmemesi iyi çözümler elde edilememesine neden olabilmektedir.

$$(\min \parallel \max)y = f(x) = f_h(x)$$

ş.k.g.  $e_i(x) = f_i(x) \geq \varepsilon_i, \quad (1 \leq i \leq k, i \neq h)$  (3.12)

$x \in X_f$

### 3.3.2 Evrimsel Çok Amaçlı Optimizasyon

Evrimsel algoritmalar paralel çalışma yeteneğine sahip olduklarından bir simülasyon çalışmasında birden çok Pareto optimal kümesi elde edilebilir. Bir diğer özelliği de modellenmesi zor problemlere çözümler üretebilmesidir. Problem karmaşıklıkça ve amaçların birden fazla olduğu durumlarda lineer yöntemler ile sonuç elde etmek genellikle mümkün olmamaktadır. Evrimsel algoritmalar bu problemlerin çözümünde çok etkin bir şekilde kullanılabilir.

Evrimsel algoritmaların işleyişini genelleyecek olursak aşağıdaki şekilde özetleyebiliriz:

- Rastsal, bir dağılıma veya belli bir algoritmaya bağlı olarak çözüm adayları oluşturulur,
- Bu adaylar kümesine önceden belirlenmiş olan seçim işlemi uygulanır,
- Son olarak üretme ve mutasyon gibi genetik operatörler uygulanır.

Burada aday çözümlerin her birine birey, aday çözümlerin oluşturduğu kümeye ise popülasyon veya nesil adı verilir.

Çok amaçlı problemlerinin evrimsel algoritma ile optimizasyonunda karar verilmesi gereken iki önemli soru vardır:

- Pareto optimal sonuçlar elde etmek için bireylere uygunluk ataması nasıl yapılacaktır ve daha sonra nasıl bir seçim işlemi uygulanacaktır?
- Prematüre yakınsama nasıl önleneyecek ve düzgün dağılmış domine edilmemiş bir küme nasıl oluşturulacaktır?

Bu sorulara cevap vermek amacıyla uygulanan yöntemler aşağıda ele alınmıştır.

### **3.3.2.1 Uygunluk Ataması ve Seçim**

Uygunluk ataması ve seçim için çok farklı yöntemler önerilmiştir. Bunlardan biri "amaçları değiştirerek seçim"dir. Bu yöntemde tüm amaçlar tek bir amaç olarak birleştirilmez; bunun yerine uygunluk ataması her bir seçim işlemi için farklı bir amaç ele alınarak yapılır. Schaffer [3]'te bu tür bir yöntemi uygulamıştır. Fourman [52]'de buna benzer, ancak amaçları rastsal veya bir şemaya bağlı bir sırada seçmiştir.

Başka bir yöntem "parametre varyasyonlu birleştirme seçimi"dir. Bu yöntemde amaçlar birer ağırlık oranına göre birleştirilir, ancak buradaki ağırlık oranları sabit olmayıp optimizasyon süreci içinde parametrik olarak değişmektedir. Bu yaklaşımı [53] ve [54]'teki çalışmalarda bulabilirsiniz.

Bir diğer yöntem "Pareto bazlı seçim"dir. Bu yöntem ilk kez Goldberg tarafından [6]'da önerilmiştir. İlk önce domine edilmeyen tüm bireyler bir numara olarak sınıflandırılırlar ve geçici olarak popülasyondan çıkarılırlar. Daha sonraki domine edilmeyen bireyler iki numara olarak sınıflandırılır ve işlem devam eder. En sonunda bireylerin sınıfları uygunluk fonksiyonları olarak alınır. Bu yöntemin diğerlerinden farkı, uygunluk belirlenirken tüm bireylerin göz önünde bulundurulmuş olmasıdır.

### **3.3.2.2 Popülasyon Çeşitliliği**

Evrimsel algoritmalarda popülasyon çeşitliliği, Pareto optimal sonuçların etkinliği açısından oldukça önemlidir. Evrimsel algoritmalar tek bir çözüme doğru yakınsamaya yatkındırlar ve çoğu zaman üç nedene bağlı olarak çözüm kaybına uğrarlar [55]: seçim baskısı, seçim gürültüsü ve operatör bozulması.

Seim baskısı, seim iřleminde tm bireylerin en iyi bireyler haline gelme zamanını ifade eder. Seim grlts, seim řemasının varyansı ile ilgilidir. Operatr bozulması ise retme ve mutasyon operatrlerinin iyi bireyler zerinde meydana getirdiėi bozulmalarıdır. Bu problemleri ařmak iin en ok kullanılan belli bařlı yntemler ařaėıda ele alınmıřtır.

**Uygunluk Paylařımı:** Belli bir uygunluėa sahip bireylerin ortak kaynaklara eriřimi olması gerektiėini savunmaktadır. Aynı komřulukta ne kadar fazla birey bulunursa uygunluk deėeri de o oranda azalacaktır.

**Sınırlı Eřleřme:** Bu yntemde bireyler ancak birbirlerinden belli bir mesafede olduklarında eřleřebilirler. Bu sayede farklılařma ve eřitliliėin arttırılması amalanmıřtır.

**Mesafeye Baėlı İzolasyon:** Her bir bireye bir konum ataması yapılır. Bu sayede yalnızca konum bazlı retme yapılır. Ayrı konumlardan eřleřme ancak seyrek durumlarda gerekleřtirilir.

**st Belirtim:** Bu yntemde bir bireyin aktif ve aktif olmayan kısımları bulunur. Eřleme esnasında aktif olmayan kısımlar aktif olur veya aktif olmayan duruma geebilir. Bu sayede bilgiler bireylerde gizlenebilir.

**Yeniden Ekleme:** Prematre yakınsamayı engellemek amacıyla poplasyonun bir kısmı veya tamamı belli bir sre getikten sonra veya poplasyon durgunlařtıėında yeniden eklenir. Yeni bireyler genelde rastsal olarak oluřturulur ve poplasyona dahil edilirler.

**Kalabalıklařma:** Bu yntemde yeni ocuk bireyler poplasyondaki benzer bireyler ile yer deėiřtirilir. Seim, retme ve mutasyon tm poplasyona uygulanmaz, bir seferde yalnızca belli bir kısmına uygulanır.

### 3.3.2.3 Elitizm

Elitizm, poplasyondaki iyi bireyleri rneklemeye etkisi veya operatr bozulmasından dolayı kaybetmemek iin bir sonraki poplasyona aktarılmasıdır. Bu strateji sadece en iyi belli sayıdaki bireyleri ekleyerek de saėlanmaktadır.

Elitizmin çok amaçlı optimizasyona uygulanması, tek amaçlı optimizasyona göre daha karmaşıktır. Bunun nedeni tek en iyi bireyden ziyade birden çok en iyi bireye sahip bir elit kümesinin bulunmasıdır.

Elitizmde karşılaşılan en büyük sorunlardan biri, tek optimuma sahip fonksiyonlarda çok iyi sonuçlar verirken yerel optimumlara sahip fonksiyonlarda prematüre yakınsamaya yatkın olmasıdır.

Temelde iki farklı elitizm yaklaşımı uygulanmaktadır. Birincisi en iyi bireylerin tamamının veya yalnızca  $k$  adet elit bireyin sonraki popülasyona aktarılmasıdır. De Jong [55]'te bu yaklaşımı önermiştir. İkincisi ise harici bir elit küme oluşturmaktır. Bu yöntemde domine edilmemiş tüm bireyler bu kümede tutulur. Her bir nesilde bu kümeden bireyler aktarılır veya eskileri ile yer değiştirir. Aktarılabacak elit bireyler ve sayıları ise çeşitli yöntemlere göre belirlenebilir. Bunlar rastsal seçim, elit kümede bulunduğu süreye veya elit kümesinde diğerlerinden farklılık göstermesine göre seçilebilir.

### **3.4 Bulanık Melez Evrimsel Algoritmalar**

Literatürde problemlere çözüm üreten algoritmalar sürekli iyileştirilmeye ve geliştirilmeye çalışılmıştır. Evrimsel algoritmaların karmaşık ve çözülmesi zor problemlerde uygulanabilir olması, farklı türlerde ve farklı adımları içeren yöntemlerin geliştirilmesini sağlamıştır. Bu yöntemlerin hepsinin uygulandıkları problem türlerinde iyi sonuçlar verdiklerini varsayarsak her birinin kendisine özgü güçlü ve zayıf yanları olduğunu söyleyebiliriz.

Melez algoritmalar, farklı amaçlar için oluşturulan metot ve yaklaşımların birleştirilerek daha güçlü ve iyi sonuç verecek yöntemler elde edilmesi amacıyla geliştirilen algoritmalarlardır. Herhangi bir problemin çözümünde uygulanan bir yöntem, yeni adımlar ekleyerek veya var olan adımları herhangi bir başka yöntem ile geliştirilerek melez algoritmalar elde edilebilmektedir.

Evrimsel algoritmalarda arama sürecine dinamiklik kazandırmak, problemin akış yönüne göre adaptasyonu sağlamak klasik evrimsel algoritmalar ile mümkün olmamaktadır. Bunun nedeni başlangıçta seçilen parametrelerin sabit olması ve arama

süreci içinde değişmemesidir. Genellikle bu parametreler rastsal veya deneysel sonuçlara göre seçilmektedir. Başlangıç popülasyonu oluşturulurken de genelde benzer bir yaklaşım söz konusudur.

Liu vd. [11]'de yaptıkları çalışmada ele alınan problemin çözümü için melez bir genetik algoritma önermişlerdir. Klasik genetik algoritmanın çaprazlama ve mutasyon parametreleri bulanık mantık yöntemi ile belirlenmiştir. Belli bir işlem adımından sonra uygunluk fonksiyonları baz alınarak yeni parametreler belirlenmiştir. Bu sayede genetik algoritma dinamik bir yapıya ulaşmış ve elde edilen sonuçlar iyileştirilmiştir.

Bulanık mantığın evrimsel algoritmalar ile melezleştirilebileceği bir başka yaklaşım da önemli süreç ve adımlardaki işleyişleri, operatörleri optimize etmek için kullanılmasıdır. Örneğin çaprazlama, seçim veya mutasyon operatörleri bulanık mantık kullanılarak geliştirilebilir veya tamamen bulanık kümeler kullanılarak işlem yapılabilir.

#### **3.4.1 Bulanık Melez Evrimsel Algoritmaların Sınıflandırılması**

Bulanık melez evrimsel algoritmalar (BMEA) oluşturulma biçimlerine göre dört farklı kategoride sınıflandırılabilirler:

**Evrimsel algoritma parametrelerinin bulanık mantık ile dinamik olarak kontrol edilmesi:** Evrimsel algoritmalar birçok problem türünde iyi sonuç verseler de yerel optimuma takılmaya ve tek bir çözüme doğru gitmeye meyillidirler. Popülasyondaki tüm bireyler birbirlerine çok benzer bir yapıya sahipse, çaprazlama operatörünün fonksiyonu çok azdır ve mutasyon operatörü temel operatör haline gelir. Bu etki prematüre yakınsama olarak bilinmektedir [56]. Seçilen kontrol parametrelerini veya genetik operatörlerini dinamik olarak adapte eden adaptif genetik algoritmalar prematüre yakınsama problemini aşmak ve GA davranışını geliştirmek için oluşturulmuştur. Adaptif yaklaşımlarından biri de bulanık mantık kontrolcülerinin (BMK) kullanıldığı parametre atama tekniğine dayanan bulanık genetik algoritmadır [57].

Genetik algoritmanın performansı doğrudan parametrelerinin seçimi ile bağlantılıdır. Çok büyük bir çaprazlama olasılığı seçildiğinde yüksek uygunluğa sahip bireyleri yok etme ihtimali vardır. Algoritmanın performansı belirgin bir şekilde kararsız olacaktır.

Düşük çaprazlama olasılığı için bazen iyi bireylerin elde edilmesi zordur ve daha hızlı yakınsamayı garantilemez. Yüksek mutasyon çok fazla çeşitliliğe neden olur ve optimal sonuçlara ulaşma süresini arttırır. Düşük mutasyon bazı yakın optimal noktaların kaçırılmasına neden olabilir. Genetik algoritma parametrelerinin adaptasyonu için bulanık mantık kontrolcülerinin kullanımı genetik algoritma performansını arttırmaya yarar [58]. Bir BMK, bir uzman tarafından verilen dilsek kontrol kurallarından oluşan bilgi tabandan, kesin sayıları bulanık kümelerle çeviren bulanıklaştırma arayüzünden, bilgi tabanı ile beraber muhakeme metodu ile çıkarım yapan çıkarım sisteminden ve elde edilen bulanık kontrol faaliyetini gerçek bir kontrol faaliyetine çeviren durulaştırma arayüzünden oluşur.

Bu yöntemde girdileri GA'nın performans ölçümleri veya geçerli kontrol parametreleri olan, çıktıları ise GA kontrol parametreleri olan bir BMK'nın kullanılmasına dayanır. GA'nın geçerli performans ölçümleri BMK'ya gönderilir. BMK girdilere göre yeni kontrol parametreleri oluşturur ve GA'nın kullanımına sunar.

**Bulanık amaçlara, bulanık kısıtlara veya karar değişkenlere sahip problemlerin evrimsel algoritma kullanılarak çözülmesi:** Optimizasyon problemleri çok farklı şekillerde karşımıza çıkabilir. Özellikle sıkça karşımıza çıkanlardan bir tanesi de karar vericilerin belirsizlik içeren verilere dayanarak karar vermelerini gerektiren yönetimsel problem çeşididir. Bu kararlarda "yüksek karlı", "mümkün olan en düşük", "uygun olanlar", vb. deyimler kullanılmaktadır. Bu belirsizlik nedeniyle de yöneticiler yalnızca bir çözüm değil, birden fazla çözüm içeren bir çözümler kümesini tercih ederler. Bu sayede değişen süreçte kararlarını zaman kaybı yaşamadan verebilirler. Bu durumlar için bulanık optimizasyon ideal bir metodoloji olarak karşımıza çıkmaktadır. Bunun nedeni optimizasyon probleminin altında yatan belirsizliği tanımlamamıza izin vererek optimal çözümler üretmesini sağlamasıdır.

Aynı şekilde [59]'de olduğu gibi bulanık optimizasyon problemlerinden çok amaca sahip olanlara da sıkça rastlamaktayız ve bunların çözümünde bulanık mantık kullanılmıştır [60], [61].

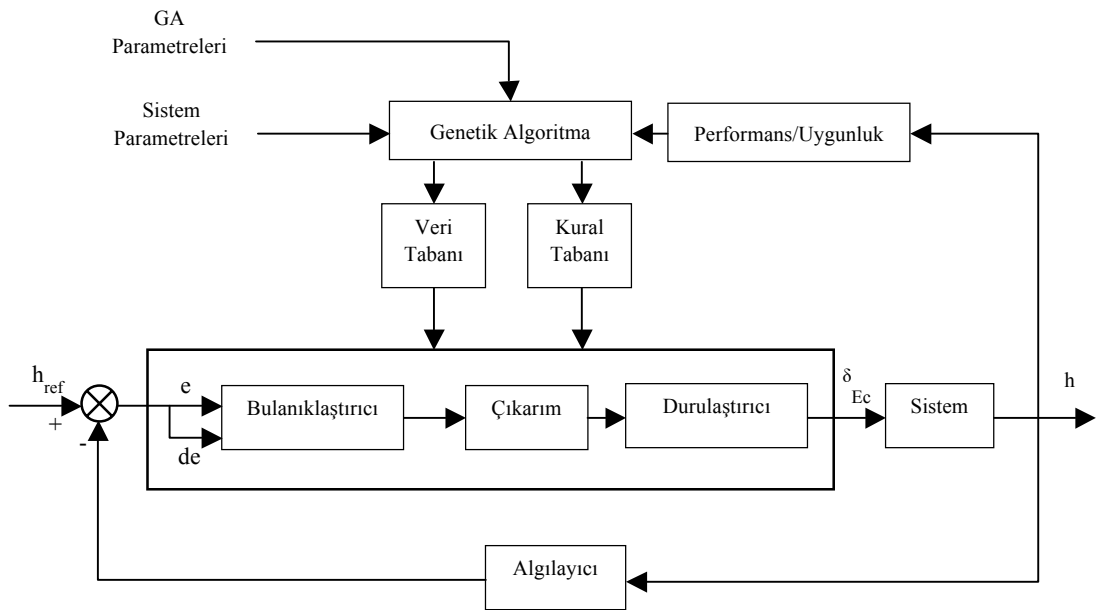
Genel bulanık lineer olmayan programlama modelini denklem (3.13)'teki gibi gösterebiliriz [62]. Burada  $x = (x_1, \dots, x_n)$  reel değerli parametre vektörüdür.  $f(x, \bar{c})$  bulanık maliyet vektörüne bağlı keyfi fonksiyonlardır.

$$\max f(x, \bar{c}) \quad (3.13)$$

$$\text{s.k.g.} \quad g_j(x, a_j) \lesssim b_j, \quad j = 1, \dots, m,$$

Bulanık maliyet fonksiyonlarının bir üyelik fonksiyonu ile ifade edildiği varsayılmaktadır.

**Bulanık mantık kontrolörünün kullanıldığı bir kontrol probleminde bilgi tabanının evrimsel bir algoritma ile belirlenmesi ve optimize edilmesi:** Bulanık kontrol sistem tasarımında en önemli süreç bilgi tabanının oluşturulması sürecidir. Önceki bölümlerde de belirtildiği gibi sistemin giriş ve çıkış değişkenleri, üyelik fonksiyon dağılımları (veri tabanı) şeklinde gösterilir. Bilgi tabanı veri tabanının yanında kural tabanını da içermektedir.



Şekil 3.3 Genetik algoritma ile bulanık kontrol parametrelerinin oluşturulması [39]

Sisteme uygun bilgi tabanının oluşturulması oldukça zor bir süreçtir. Birçok uygulamada bilgi tabanının oluşturulmasında kişisel sezgi, mantık ve tecrübelerin kullanılmasına sıkça rastlanır. Bu durumda kontrol edilecek sistem hakkında yeterli ve doğru bilgilere sahip olunması gerekmektedir. Fakat bazı durumlarda yeterli derecede bilgi elde etmek mümkün olmamaktadır. Dolayısıyla optimal bir sistem elde etmek için kişisel sezgi,

mantık ve tecrübeler yeterli olmamaktadır. Bu durumda bilgi tabanının oluşturulmasında kullanılan en etkili yöntemlerden birisi de genetik algoritmalar [39]. Şekil 3.12'de genetik algoritma ile bulanık kontrol parametrelerinin oluşturulması şematik olarak gösterilmiştir.

#### **Evrimsel algoritmada seçim operatörünün kontrolünde bulanık mantık kullanılması:**

Evrimsel algoritmalarda seçim operatörünün optimizasyonun başarısına etkisi oldukça yüksektir. Bunun nedenini yeni nesillerin seçilen bireylere bağımlı olmasına dayandırabiliriz. Bu yüzden, seçim operatörünün iyileştirilmesi optimizasyon sürecine doğrudan katkıda bulunacaktır.

Birçok farklı şekilde seçim operatörüne bulanık kontrol süreci entegre etmek mümkün olabilir. Mesela ikili turnuva seçim yöntemini ele alacak olursak, seçim operatörünün işleyişi klasik bir şekilde önce rastsal iki bireyin seçilmesi, daha sonra uygunluk fonksiyonlarına göre iyi olanın alınması şeklinde gerçekleştirilir. Burada ele alınan iki birey tamamen rastsal olarak kümelendirilmiştir. Halbuki araya bulanık bir kontrolör koyularak seçimlerin daha kontrollü yapılması sağlanabilir. Bu şekilde seçim operatörünün, dolayısıyla da optimizasyon metodunun iyileştirilmesi hedeflenmektedir.

İkili turnuva seçiminde Pareto optimallik göz önünde bulundurulduğundan arama ilerledikçe aynı uygunlukta birçok bireyin ortaya çıkması kaçınılmaz olacaktır. Bu durumda prematüre yakınsama ve yerel optimuma yakalanma riski söz konusudur. Bundan kaçınmak için aynı uygunluğa sahip olan bireyler her bir amaç için oluşturulan üyelik fonksiyonlarına göre bulanık bir seçim sürecinden geçirilebilir. Bu şekilde hem turnuva seçiminin etkinliği arttırılacak hem de karar vericilerin öncelikleri göz önünde bulundurulmuş olacaktır.

Uygulanan seçim metoduna göre farklı bulanıklaştırma süreçleri geliştirmek mümkündür. Geliştirilen bu metotların etkinliği ancak yapılacak olan deneysel çalışmalar neticesinde belirlenebilir.

Seçim operatörüne uygulanabildiği gibi çaprazlama ve mutasyon operatörlerine de bulanık kontrol uygulamak mümkündür. Örneğin çaprazlama operatöründe,

çaprazlamanın hangi noktadan yapılacağı belli bir iterasyonda elde edilen uygunluk değerleri göz önünde bulundurularak bulanık kontrolör ile karar verilebilir.

Çizelge 3.3'te bulanık melez evrimsel algoritmaların sınıflandırılması tablo halinde gösterilmiştir.

Çizelge 3.3 Bulanık melez evrimsel algoritmaların sınıflandırılması

| Metot                                           | Temel metot | Yardımcı metot | Sonuç                                | Sağladığı avantajlar                               |
|-------------------------------------------------|-------------|----------------|--------------------------------------|----------------------------------------------------|
| EA parametrelerinin bulanık mantık ile kontrolü | EA          | BM             | EA parametrelerinin dinamik kontrolü | İyileştirilmiş ve dinamik EA metodu                |
| Bulanık problemin EA ile çözülmesi              | EA          | BM             | Bulanık problemlere EA yaklaşımı     | EA'nın getirdiği avantajlar                        |
| BMK'nın bilgi tabanının EA ile oluşturulması    | BM          | EA             | BMK bilgi tabanı EA ile oluşturulur  | Verinin az olduğu durumlarda etkin çözümler sağlar |
| EA'daki seçim operatörünün bulanıklaştırılması  | EA          | BM             | Bireylerin seçilmesinde bulanık zeka | Seçim işleminin gerçek hayattaki simülasyonu       |

### **BULANIK MELEZ EVRİMSEL ALGORİTMA TASARIMI VE ÇOK AMAÇLI AKTARMALI TAŞIMA PROBLEMİNE UYGULANMASI**

Bölüm 2'de açıklanan çok amaçlı aktarmalı taşıma probleminin optimizasyonu için geliştirilen melez evrimsel algoritma bu bölümde ele alınarak deneysel çalışmalar ile değerlendirilecektir.

#### **4.1 Çözüm Metodu**

Çok amaçlı optimizasyon için iki yaklaşım bulunmaktadır [24]: klasik metotlar ve evrimsel metotlar. Klasik metotlar ayrı olan amaç fonksiyonlarını tek bir fonksiyona çevirirler. Örnek olarak ağırlıklandırılmış toplam metodu, ağırlıklandırılmış metrik metotlar, değer fonksiyon metodu ve hedef programlama metotları verilebilir. Bu metotların özgün problemi yetersiz bir şekilde modelleme, tek bir çözüm üretme ve tasarımcıya verilen seçenekleri sınırlandırma gibi dezavantajları vardır. Ancak, son birkaç yılda klasik olmayan, alışılmışın dışında arama algoritmaları ortaya çıkmıştır.

Genetik ve evrimsel metotlar optimizasyon prosedürleri olarak birçok mühendislik tasarım probleminin çözülmesinde kullanılmıştır. Bu metotlar geleneksel derece tabanlı arama prosedürlerine göre üstünlüklere sahiptir. Çünkü bu metotlar multi-modal, yani birden çok yerel maksimumu olan fonksiyonlarda optimumu bulma ve dağılmış olurlu çözüm bölgelerinde arama yeteneğine sahiptir.

Ele alınan çok konumlu aktarmalı taşıma probleminin amaç fonksiyonları, birlikte optimize edilmelidir. Bu tür birbiriyle çelişen amaca sahip problemleri lineer programlama gibi klasik matematik modelleme yöntemleri ile çözemeyiz. İyi sonuçlar

elde etmek için evrimsel bir algoritma kullanılacaktır. Diğer yandan denklem (2.2)'de tanımlanan  $K(S, D)$  karlılık fonksiyonunun analitik bir çözümü vardır ve  $T_{ij}$ 'ler bir lineer programlama metodu ile çözülebilir.  $K$ 'nın çözümü için Simplex metodu tercih edilmiştir.

Çok amaçlı problemlerin doğası gereği yalnızca bir optimal sonuç değil, birden fazla optimal çözüme sahip bir çözüm kümesi vardır. Ağırlıklandırılmış toplam metodu ve hedef programlama metodu amaçları birleştirerek tek amaca çevirmek için literatürde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu yöntemlerle, bir tek optimal çözüm elde etmek mümkündür; ancak bu genellikle amaçlar indirgendiği için gerçek hayat problemleri için gerçekçi çözümler sağlayamamaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada en iyi sonuçları elde etmek için Pareto optimallik tercih edilmiştir. Pareto optimal kümeyi bulmak için bu çalışmada bulanık mantık ve Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2<sup>1</sup> (GPEA2)'nin birleştirilmesinden oluşan melez bir algoritma önerilmiştir. Bu yeni çözüm metoduna "Bulanık Melez Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2" (BMGPEA2) adı verilmiştir ve sonraki bölümlerde ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

## 4.2 Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2

Birçok çalışmada çok amaçlı evrimsel algoritma ele alınmıştır. GPEA'nın ardılı olan GPEA2 birçok test probleminde kullanılmış (örneğin Hiroyasu vd. [63]) ve diğer çok amaçlı evrimsel algoritmalarla karşılaştırıldığında çok iyi bir performans göstermiştir.

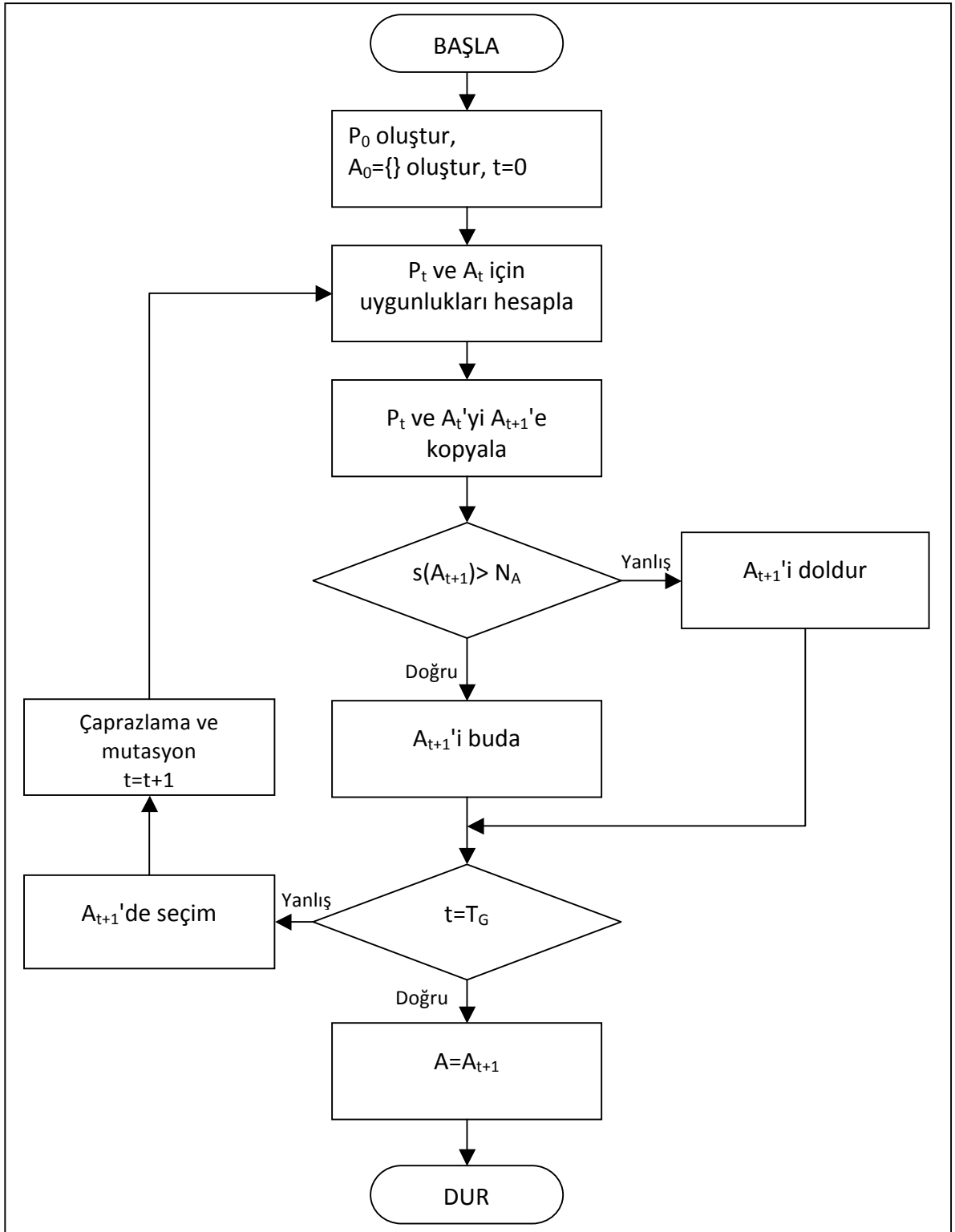
GPEA2'yi uygulamak için bir başlangıç popülasyonu ve boş bir dış küme (arşiv) kullanılır. İlk aşamada popülasyonun uygunluk değerleri hesaplanır, sonra popülasyondaki her birey için güç değerleri aşağıdaki gibi atanır [64]:

- Arşivdeki her birey  $i$  için bir güç değeri  $S(i)$   $[0; 1)$  atanır, bu aynı zamanda onun uygunluk değeri  $F(i)$ 'yi gösterir.  $S(i)$ , amaç değerlerine bağlı olarak  $i$ 'ye eşit olan veya  $i$  tarafından domine edilen popülasyondaki birey sayısı  $j$ 'nin, popülasyon boyutu artı bire bölünmesidir.

---

<sup>1</sup> İngilizce kaynaklarda "the Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2" (SPEA2) olarak adlandırılmaktadır.

- Popülasyonda birey  $j$ 'nin uygunluk değeri  $F(j)$ ,  $j$ 'ye eşit olan veya  $j$ 'yi domine eden  $i$  tüm arşiv üyelerindeki  $S(i)$  değerlerinin toplanmasıyla ve sonuna bir eklenmesiyle bulunur.



Şekil 4.1 GPEA2 akış diyagramı [25]

GPEA2'nin adımları aşağıda tanımlanmıştır [25]:

Giriş:  $N$  = popülasyon boyutu,  $N_A$  = arşiv boyutu,  $T_G$  = maksimum nesil sayısı.

Çıkış:  $A$  = domine edilmemiş arşiv.

**Adım 1:** Bir başlangıç popülasyonu  $P_0$  ve boş bir arşiv  $A_0$  oluştur.  $t = 0$  olarak belirle.

**Adım 2:**  $P_t$  ve  $A_t$ 'deki her bir birey için uygunluk değerlerini hesapla.

**Adım 3:**  $P_t$  ve  $A_t$ 'deki tüm domine edilmemiş bireyleri  $A_{t+1}$ 'e kopyala.

**Adım 4:** Eğer  $A_{t+1}$ 'in boyutu arşiv boyutu  $N_A$ 'yı geçerse budama operatörü kullanarak  $A_{t+1}$ 'i kısalt.

**Adım 5:** Eğer  $A_{t+1}$ 'in boyutu arşiv boyutundan küçükse  $A_{t+1}$ 'i doldurmak için  $P_t$  ve  $A_t$ 'deki domine edilmiş bireyleri kullan.

**Adım 6:** Eğer ( $t = T_G$ ) ise veya kararlaştırılmış durdurma kriterine ulaşılmışsa  $A = A_{t+1}$  olarak belirle ve dur.

**Adım 7:** Eşleşme havuzunu doldurmak için  $A_{t+1}$ 'de seçim uygula.

**Adım 8:** Eşleme havuzuna çaprazlama ve mutasyon uygula ve  $A_{t+1}$ 'i güncelle.  $t = t+1$  olarak belirle ve Adım 2'ye git.

Çoğu çok amaçlı evrimsel optimizasyon algoritmasında iki temel süreç optimizasyon başarısında çok önemlidir. Bunlar kısaca aşağıda açıklanmıştır.

**Çevresel seçim:** Popülasyon dışında ayrıca bir arşiv tutulur. Bu arşivde şimdiye kadarki tüm popülasyonlar içinde domine edilmemiş çözümler bulunur. Bu arşivdeki bir birey ancak iki durumda arşivden çıkartılır:

- O bireyi domine eden başka bir çözüm bulunduysa.
- Maksimum arşiv boyutu aşıldıysa ve bireyin arşivde bulunduğu yer fazla kalabalıklaştıysa.

Genellikle bir bireyin hayatta kalmasının tek yolu birkaç nesil boyunca arşive kopyalanması ile mümkündür. Buna ek olarak aynı birey ancak tesadüfen tekrar üretilebilir. Buradaki amaç var olan domine edilmemiş çözümlerin rastsal etkenlerden dolayı kaybedilmesini engellemektir.

**Eşleme seçimi:** Her nesilde birey havuzu iki aşamada değerlendirilir: Öncelikle tüm bireyler Pareto domine ilişkisine göre karşılaştırılır. Temel olarak bir bireyin, birey havuzundaki kaç bireyi domine ettiği, o bireyin sırasını belirlemektedir. Daha sonra bu sıralar havuzdaki yoğunluğa göre değerlendirilir. Bunun için çok çeşitli teknikler kullanılabilir.

Corne vd.'nin PZSA<sup>1</sup> (Pareto Zarf-Bazlı Seçim Algoritması) yönteminde yalnızca domine edilmemiş bireylerin bulunduğu arşive eşleme seçimi uygulanır [65]. Histogram tekniği olarak sınıflandırılabilen özel bir yoğunluk ölçümü, arşiv üyelerini kalabalıklık derecesine göre farklı olarak örnekleme sağlar. Daha sonra gerçek popülasyonu devralacak çocuklar arşive alınmaları için değerlendirilirler. Sonraki nesil üretimi başlamadan önce arşive girmeyen bireyler kaldırılır. Bu yaklaşımla, eşleme ve çevresel seçim, seçim kriterleri açısından denktir ve yalnızca seçim proseslerinde (rastsal veya deterministik) birbirlerinden ayrılırlar.

Aynı durum umut verici bir algoritma olan DESGA-II<sup>2</sup> (Domine Edilmemiş Sınıflama Genetik Algoritması) için de geçerlidir [66]. Burada, bireyler havuzu öncelikle Pareto domine yaklaşımına göre farklı yüzlere bölünür. İlk domine edilmemiş yüze ait olan bireyler en yüksek sınıfa atanır, ikinci domine edilmemiş yüzde olanlar ikinci en yüksek sınıfa şeklinde devam eder. Bireyler arasındaki sırayı belirlemek amacıyla her bir sınıf için belli bir kalabalıklık ölçüsü kullanılır. Bu ölçü, en yakın iki birey arasındaki her bir amaç için toplam mesafeyi temsil eder. Sınıflama açısından hem çevresel hem de eşleme seçimi uygulanır. Ebeveyn ve çocuk popülasyonunun birleştirilmesinden sonra en kötü %50'sinin silinmesiyle birey havuzu budanmış olur. Ardından, sonraki yeni popülasyonu oluşturmak için kalan bireylere ikili turnuva seçimi uygulanır. Arşivde PZSA'da olduğu gibi yalnızca domine edilmemiş değil ayrıca domine edilmiş bireyler de bulunabilir. DESGA-II'de arşiv her zaman tamamen doldurulur, PZSA'da ise yalnızca kısmi olarak doldurulabilir.

---

<sup>1</sup> İngilizce PESA (Pareto Envelope-Based Selection Algorithm) olarak adlandırılmaktadır.

<sup>2</sup> İngilizce NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) olarak adlandırılmaktadır.

#### 4.2.1 Uygunluk Ataması

Aynı arşiv üyeleri tarafından domine edilen bireylerin aynı uygunluk değerine sahip olduğu durumun önüne geçmek için, GPEA2'de her bir birey için hem domine eden hem de domine edilen çözümler dikkate alınır. Yani, arşiv  $\bar{P}_t$ 'deki ve popülasyon  $P_t$ 'deki her birey  $i$  için bir  $S(i)$  güç değeri atanır. Bu domine ettiği çözüm sayısını göstermektedir [64]:

$$S(i) = |\{j \mid j \in P_t + \bar{P}_t \wedge i \succ j\}| \quad (4.1)$$

Denklem (4.1)'de  $|\cdot|$  bir kümedeki kardinaliteyi,  $+$  çoklu küme birleşimini,  $\succ$  sembolü ise Pareto dominasyon ilişkisini göstermektedir.  $S$  değerlerine göre, birey  $i$  için hesaplanan ham uygunluk  $R(i)$  denklem (4.2)'deki gibidir [64]:

$$R(i) = \sum_{j \in P_t + \bar{P}_t, j \succ i} S(j) \quad (4.2)$$

GPEA'da ham uygunluk fonksiyonu yalnızca arşiv üyelerine bakılarak karar verilmektedir, GPEA2'de ise hem arşivdeki hem de popülasyondaki bireylerin dominasyonuna bakılmaktadır. Önemli olan uygunluğun minimize edilmesidir. Örneğin  $R(i)=0$  domine edilmemiş bireyi, yüksek  $R(i)$  değeri ise birçok birey tarafından domine edilmiş bir bireyi ifade eder.

Ham uygunluk fonksiyonu genelde Pareto dominasyonu sayesinde iyi bir sınıflama sağlasa da birçok bireyin birbirini domine etmediği durumlarda başarısız olabilir. Bu gibi durumlarda ayırım sağlamak amacıyla başka yoğunluk bilgilerine bakmak gerekmektedir. GPEA2'de kullanılan yoğunluk tahminleme tekniği  $k$ . en yakın komşuluk metodunun bir uyarlamasıdır [67]. Bir noktadaki yoğunluk  $k$ . en yakın veri noktasına olan uzaklığın azalan bir fonksiyondur. Yoğunluk fonksiyonu olarak  $k$ . en yakın komşuya olan uzaklığın tersi alınmaktadır. Yani, her bir birey  $i$  için arşiv ve popülasyonlardaki tüm bireylere olan uzaklıklar hesaplanır ve bir listede tutulur. Liste artan sırada sıralandıktan sonra,  $k$ . eleman aranılan mesafeyi verir ve  $\sigma_i^k$  olarak gösterilir. Genel bir düzenleme olarak,  $k$  eşittir örnekleme boyutunun kare kökü olarak alınır, yani  $k = \sqrt{N + \bar{N}}$  [67]. Yoğunluk  $D(i)$  şu şekilde tanımlanır:

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \quad (4.3)$$

Denklem (4.3)'ün paydasına 2 eklenerek sıfırdan büyük olması ve  $D(i) < 1$  olması sağlanmıştır. Uygunluk  $F(i)$ 'yi bulmak için son olarak  $D(i)$  ham uygunluk değeri  $R(i)$ 'ye eklenir:

$$F(i) = R(i) + D(i) \quad (4.4)$$

#### 4.2.2 Çevresel Seçim

GPEA2'daki arşiv güncelleme operasyonu GPEA'dakine göre iki yönden farklılık göstermektedir [64]:

- Arşivde bulundurulan birey sayısı zamana göre sabittir.
- Budama metodu sınır çözümlerin çıkarılmasını engellemektedir.

Çevresel seçim esnasında, ilk adımda tüm domine edilmemiş bireyler kopyalanır, yani uygunluğu birden küçük olanlar, arşivden ve popülasyondan sonraki nesildeki arşive kopyalanırlar [64]:

$$\bar{P}_{t+1} = \{i \mid i \in P_t + \bar{P}_t \wedge F(i) < 1\} \quad (4.5)$$

Eğer domine edilmemiş küme sayısı arşiv sayısına tam olarak eşitse ( $|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$ ) çevresel seçim işlemi tamamlanmış olur. Aksi halde iki durum söz konusu olabilir: Arşiv ya çok küçüktür ( $|\bar{P}_{t+1}| < \bar{N}$ ) ya da çok büyüktür ( $|\bar{P}_{t+1}| > \bar{N}$ ). İlk durumda, önceki popülasyondan ve arşivden en iyi  $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$  domine edilmiş bireyler yeni arşive kopyalanır. Bu  $P_t + \bar{P}_t$  multi kümesi uygunluk değerlerine göre sıralanarak ve  $F(i) \geq 1$  uygunluğuna sahip ilk  $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$  bireyler  $i$ ,  $\bar{P}_{t+1}$ 'e kopyalanarak uygulanabilir. İkinci durumda, domine edilmemiş kümelerin sayısı  $\bar{N}$ 'i aşarsa, sırayla  $\bar{P}_{t+1}$ 'den  $|\bar{P}_{t+1}| - \bar{N}$  elde edilene kadar çıkartılarak arşiv budama operasyonu uygulanır. Burada her iterasyonda çıkarılacak birey  $i$  seçilirken  $j \in \bar{P}_{t+1}$  her  $i \leq_d j$  için denklem (4.6) uygulanır.

$$i \leq_d j : \Leftrightarrow \begin{aligned} & \forall 0 < k < |\bar{P}_{t+1}| : \sigma_i^k = \sigma_j^k \vee \\ & \exists 0 < k < |\bar{P}_{t+1}| : [(\forall 0 < l < k : \sigma_i^l = \sigma_j^l) \wedge \sigma_i^k < \sigma_j^k] \end{aligned} \quad (4.6)$$

Burada  $\sigma_i^k$  'nin  $\bar{P}_{t+1}$  'deki en yakın  $k$ . komşusuna olan uzaklığını ifade eder. Yani, her aşamada bir diğer bireye en az uzaklıkta bulunan birey seçilir; eğer birden fazla en az uzaklığa sahip birey varsa ikinci en az uzaklığa ve sonrakilere bakılır [64].

### 4.3 Bulanık Melez Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2

Belgasmi vd.'ye göre çok amaçlı aktarmalı taşıma problemlerinin çözümünde optimal Pareto yüzünün bulunmasında GPEA2'yi kullanan evrimsel çok amaçlı optimizasyon yaklaşımı iyi sonuç veren bir optimizasyon algoritmasıdır [24].

Evrimsel algoritmaların performansı büyük oranda etkin bir arama prosesi ile bağlantılıdır. Başarılı bir seçim şeması olarak GPEA2'de değişmeli "ikili turnuva seçimi" kullanılmaktadır. Ancak, bu seçim şeması eşit uygunluk değerine sahip bireyleri seçim aşamasında dikkate almamaktadır. Algoritma ilerledikçe aynı uygunluğa sahip çözümlerin sayısı artış gösterecektir. Bu da rastsal ve optimize olmamış sonuçlara ve aramayı hatalı noktalara yönlendirebilir.

Sonuçları iyileştirmek ve yukarıda bahsedilen zayıflıkların üstesinden gelmek amacıyla önceki bölümlerde tanıtılan aktarmalı taşıma probleminin çözümü için "Bulanık Melez Güç Pareto Evrimsel Algoritması 2" (BMGPEA2) geliştirilmiştir.

Arama algoritmasının seçim sürecine bulanık çıkarım sistemi yerleştirilmiştir. Bu sayede seçim aşamasında bulanık kurallar kullanılarak ikili turnuva seçiminin etkinliğinin artırılması amaçlanmaktadır. Eşleme havuzu doldurulurken ikili turnuva seçimi uygulanır. Pareto optimalliğin doğası gereği arama ilerledikçe aynı uygunluk değerine sahip birçok birey oluşacaktır. İyi olanlar yönünde bir ayırım sağlamak ve aramayı karar vericilerin öznel önceliklerine göre yönlendirmek amacıyla bulanık kurallar uygulanır. Bireyler bu bulanık kurallara göre karşılaştırılıp bulanık uygunluk değerleri atanır.

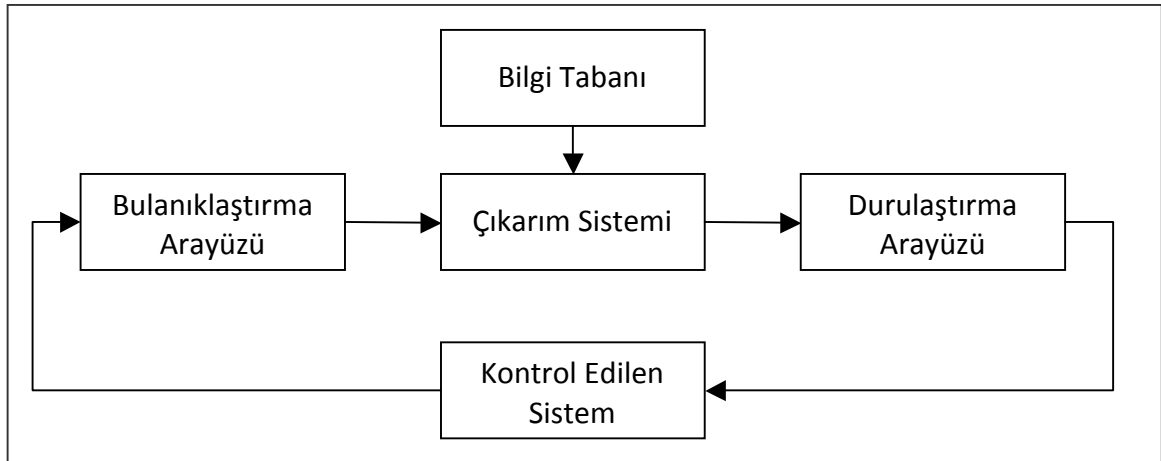
Seçim sürecinde bulanık çıkarım sisteminin kullanılması standart yöntemle göre iki avantaj sağlar. Birincisi, daha iyi bireyleri sınırlandırarak ikili turnuva seçiminin

etkinliğini arttırır ve yakınsama açısından iyi sonuçlar sağlar. İkincisi, karar vericilere ihtiyaçları ve öncelikleri doğrultusunda kendine özgü çözümler almalarını sağlar.

Bir "Bulanık Mantık Kontrolörü" (BMK) dört ayrı birimden oluşur:

- Dilsel kontrol kuralları biçiminde uzman bilgisi içeren bir bilgi tabanı,
- Net verileri bulanık kümelerle dönüştüren bir bulanıklaştırma arayüzü,
- Muhakeme metodu ile girişleri ve bilgi tabanını kullanarak çıkarım yapan bir çıkarım sistemi,
- Çıkarım sisteminden elde edilen çıktıları durulaştırma metodu kullanarak istenen şekle dönüştüren durulaştırma arayüzü.

Aşağıda bir BMK diyagramı ve bileşenleri gösterilmiştir (Şekil 4.2).



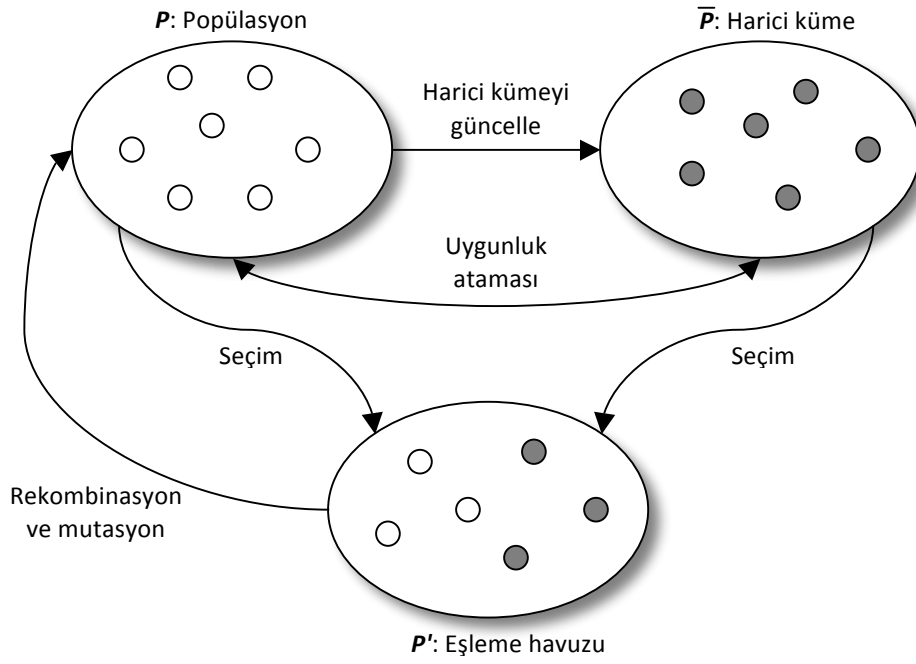
Şekil 4.2 Bulanık mantık kontrolörü

BMGPEA2'nin diğer çok amaçlı evrimsel optimizasyon algoritmaları ile olan benzerlikleri göz önünde bulundurulduğunda önemli özelliklerini aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz:

- Uygunluk değerlerinin belirlenmesinde Pareto dominasyon ve sıralama metodunu kullanır.
- Budama tekniği ile arşiv boyutunun ve arama uzayının sınırlandırılmasını sağlar.
- Tüm popülasyonda hiç domine edilmemiş bireyleri harici bir kümede tutan bir elitizm metodunu kullanır.

Farklılıklarını ise aşağıdaki gibi sıralayabiliriz:

- Güç değerleri bulunurken arşivdeki ve popülasyondaki tüm bireyler dikkate alınmış olur.
- BMK ile seçim işleminde karar vericilerin öznel öncelikleri göz önünde bulundurulur.
- Eşleme seçimi veya uygunluk atamasında aramayı BMK ile destekleyerek daha iyi sonuçlara doğru yönlendirir.



Şekil 4.3 BMGPEA2'nin temel adımları

BMGPEA2 iki farklı temel yaklaşım ile uygulanabilir:

- Uygunluk atamasına BMK entegrasyonu
- Eşleme seçimine BMK entegrasyonu

#### 4.3.1 BMGPEA2 Uygunluk Ataması Yaklaşımı

Uygunluk ataması, bireylerin karşılaştırılmasında ve sıralanmasında kritik bir işlemdir. Elde edilen güç değerleri uygunluk değeri olarak kabul edilerek seçim işlemine doğrudan etki eder.

GPEA2'nin tüm adımları belirlenen şekilde uygulanır ve uygunluk fonksiyonları bireylere atanır. İkili turnuva seçiminde aynı uygunluk değerine sahip bireyler değerlendirildiğinde bunları ayırmak için ikinci bulanık bir uygunluk değeri ataması yapılır. Bireyler artık bu bulanık uygunluk değerlerine göre ayrıştırılıp eşleme havuzuna eklenir. GPEA2'nin diğer süreçlerinde bir değişiklik yapılmadan işlemlere devam edilir.

Bu yaklaşım özellikle arama ilerledikçe ortaya çıkan benzer ve aynı uygunluğa sahip bireylerin elenmesinde etkin bir çözüm getirmektedir. Ayrıca karar vericilerin deneyimlerinden faydalanmayı da sağlamaktadır.

"BMGPEA2 Uygunluk Ataması Yaklaşımı"nın adımlarını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz:

**Adım 1:** Popülasyon ve arşiv kümesinden rastsal iki birey seç:  $i$  ve  $j$ .

**Adım 2:** Bireyler  $i$  ve  $j$ 'nin uygunluklarını karşılaştır. Aynı ise Adım 3'e git, aksi halde çık.

**Adım 3:**  $i$  ve  $j$ 'nin dilsel değişkenlere ve kurallara göre bulanık uygunluk değerlerini hesapla.

**Adım 4:** Elde edilen bulanık uygunluk değerlerini kullanarak seçim işlemini uygula.

#### 4.3.2 BMGPEA2 Eşleme Seçimi Yaklaşımı

GPEA2'de ikili turnuva seçiminde rastgele iki birey seçilerek bunların uygunluk değerleri karşılaştırılır. Popülasyondaki çeşitliliği arttırmak ve prematüre yakınsamayı en aza indirmek için seçilen bireylerin belli bir uzaklığa sahip olması önemlidir. Bu nedenle ele alınan iki bireyi tüm amaçlar göz önünde bulundurularak belli bir mesafede tutmak için bulanık mantıktan yararlanılır. Seçim aşamasında BMK ile iki bireyin komşuluk düzeyi belirlenir. Eğer bu komşuluk düzeyi istenen bulanık sınırlar içerisinde değilse farklı bir birey alınarak işleme devam edilir. Bazı durumlarda uygun uzaklığa sahip başka bir birey bulunmayabilir. Bu durumlarda en uzak birey uygun olarak seçilir veya mutasyona uğratılarak işleme alınır.

Bu yaklaşımın sağladığı en büyük avantaj, popülasyondaki çeşitliliği arttırması ve yaygın bir dağılım sunmasıdır. Bu yaklaşım "Uygunluk Ataması Yaklaşımı" ile beraber de kullanılabilir.

"BMGPEA2 Eşleme Seçimi Yaklaşımı"nın adımlarını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz:

**Adım 1:** Popülasyon ve arşiv kümesinden rastsal iki birey seç:  $i$  ve  $j$ .

**Adım 2:** Bireyler  $i$  ve  $j$ 'nin bulanık kurallar çerçevesinde komşuluk düzeyini belirle.

**Adım 3:**  $i$  ve  $j$  istenen komşuluk düzeyine sahipse (uzaklık yeterliyse), seçim işlemini uygula.

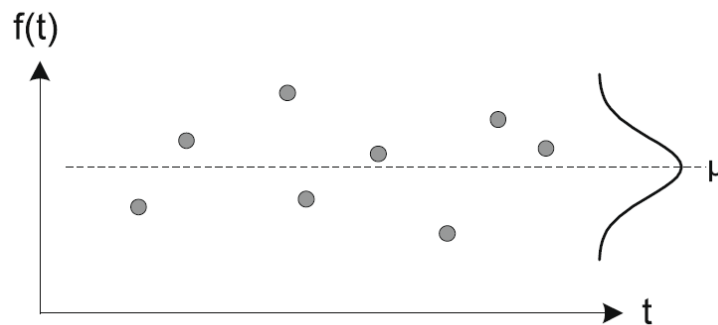
**Adım 4:** Aksi halde, kümeden rastsal olarak yeni bir birey al ve Adım 2'ye git.

#### 4.4 Belirsizlik ve Gürültü Ortamlarında Evrimsel Optimizasyon

Birçok gerçek hayat problemi doğal olarak "gürültü" olarak adlandırılan belli bir oranda rastsalılık bulundurur. Bir sistemde gürültü söz konusu ise, aynı çözümü tekrar eden değerlendirmeler farklı amaç değerleri için zamanla farklı sonuçlar verecektir.

Gürültü ve belirsizliğin nedenleri problem çeşidine göre değişmekle birlikte genellikle hatalı ölçümler, çevresel etkenlerin neden olduğu değişimler veya problemin doğasından kaynaklanmaktadır. Örneğin bir robot kolunun kontrolünde, girdiler tamamen deterministik de olsa, çıktılarda ufak da olsa sapmalar olabilmektedir. Bunun nedeni ortamın ısısı, nem düzeyi, makinenin bakımının yapılmaması, vb. birçok neden olabilir.

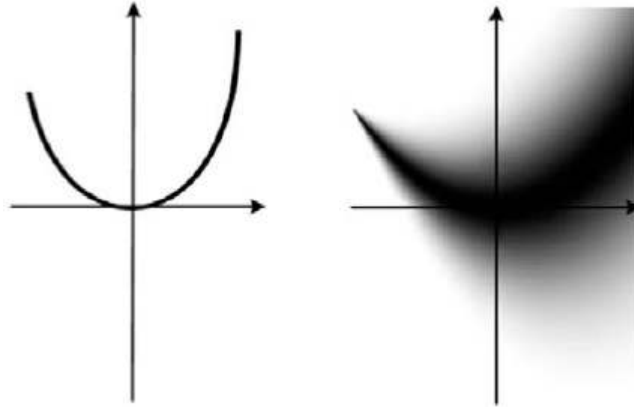
Gürültünün etkisi Şekil 4.4'te gösterilmiştir. Burada ölçüm fonksiyonu  $f$ 'den elde edilen amaç değeri normal dağılıma uyan hatadan dolayı zamanla değişmektedir.



Şekil 4.4 Gürültüden dolayı değişen uygunluk değerleri [68]

Şekil 4.5'te de gürültünün bir fonksiyon üzerindeki etkisi gösterilmiştir. Bu şekilde, optimize edilecek fonksiyon gürültü olmadan ve gürültü eklenmiş olarak gösterilmiştir. Burada gölge ne kadar koyu ise o değerin ortaya çıkma olasılığı o kadar yüksektir.

Evrimsel algoritma ile gürültüsüz fonksiyonun çözülmesi gereksiz olsa da gürültü eklenmiş durumda oldukça zor bir problem haline dönüşmüştür.



Şekil 4.5 Gürültüsüz fonksiyon (solda) ve gürültülü fonksiyon (sağda) [69]

Gürültünün problemi iki sonuçtan hangisinin daha iyi olduğunu söylemenin mümkün olmamasıdır [70]. Bu da evrimsel seçimi iki yönden olumsuz olarak etkilemektedir:

- Kötü bir çözüm yanlışlıkla üstün olarak görülüp hayatta kalır ve ürüne şansına sahip olur.
- Üstün bir çözüm yanlışlıkla kötü bir çözüm olarak görülüp yok edilir.

Literatürde gürültünün evrimsel algoritmalarla olan etkisini inceleyen çok fazla çalışma yapılmamıştır. Halbuki çoğu optimizasyon probleminde belirsizlik ve gürültü bulunmaktadır. Gürültü durumunda, evrimsel seçim süreci istikrarsız bir hale gelebilir ve optimizasyon yakınsaması olumsuz etkilenebilir.

Gürültünün var olduğu ortamlarda hem tek amaçlı hem de çok amaçlı problemler için farklı teknikler önerilmiştir. Aslında tek amaçlı problemler için önerilen teknikler, çok amaçlı problemler için de uygulanabilir. Aşağıda çok amaçlı problemler için önerilen bazı gürültü azaltma teknikleri ele alınmıştır.

#### 4.4.1 Statik Yeniden Örnekleme

Statik yeniden örnekleme, tüm çözümlerin amaç değerlerinin önceden belirlenen bir sayıda örnekleme ve ortalama değerinin kullanılmasıdır. Gürültü azaltmada en sık kullanılan metottur. Tahmin edilen amaçtaki varyansındaki azalma örnekleme boyutu

ile orantılıdır; bir amaç değerini  $n$  kez örneklemek amacın standart sapmasını  $\sqrt{n}$  kez azaltır, ancak hesaplama gereksinimini de  $n$  kat arttırır [71].

#### 4.4.2 Değiştirilmiş Pareto Sıralama Şeması

Bu yaklaşım için iki farklı metot ele alınmıştır; biri olasılık temellidir, diğeri ise gruplamaya dayalıdır.

Olasılık bazlı Pareto sıralama şemasında orijinal Pareto sıralama şeması olasılıksal bir sıralama süreci ile değiştirilerek gürültü göz önünde bulundurulmuş olur [72], [73]. Bu sıralama sürecinde, çözüm  $s$ 'e popülasyondaki her bir çözümün  $s$ 'i domine ettiği olasılıkların toplamını gösteren bir sıra atanır. Bu sıra ne kadar düşükse sonuç o kadar iyidir. Sıra atanarak iki çözüm arasından yanlış seçim yapma olasılığı ölçülür.

Gruplama bazlı Pareto sıralama şeması da değiştirilmiş bir sıralama sürecine dayalıdır [74]. Bu yaklaşımda, sıra 1'deki çözümlerden ve sıra 1'in komşuluğunda olan çözümlerden gruplama bazlı Pareto yüz oluşturulur. İki çözüm  $A$  ve  $B$  denklem 4.7'de gösterildiği gibi  $i$ . amaçlardaki ortalama değerlerinin farkı  $K$ 'dan küçük ise komşu olarak adlandırılırlar. Burada  $i$  ve  $K$  kullanıcı tarafından belirlenen sayılardır,  $K$  komşuluk sınırlama faktörüdür.  $\sigma_{ij}$  çözüm  $j$ 'deki  $i$ . amacın standart sapmasıdır [75].

$$K \sqrt{\frac{\sigma_{iA} + \sigma_{iB}}{2}} \quad (4.7)$$

#### 4.4.3 Dominasyon Bağımlı Ömür

Dominasyon bağımlı ömür tekniğinde, her bir çözüme domine ettiği çözüm sayısı kadar azami bir yaşam ömrü atanır [68]. Büyük sayıda çözümleri domine eden bir çözüme kısa bir ömür biçilir. Bu stratejinin amacı iyi görünen ancak gürültüden dolayı uygunluk değeri yanıltıcı olan çözümlerin etkisini azaltmaktır. Evrimsel süreçte iyi çözümlerin ilerlemesini sağlamak için ömürleri bitmiş domine etmeyen çözümler yeniden örneklenir ve yeni amaç değerleri ile popülasyona eklenirler [75].

Bu yöntem diğer yöntemlerdeki gibi doğrudan gürültüyü azaltmaz, sadece gürültülü çözümleri başkaları ile değiştirir.

#### 4.4.4 Uygunluk Kalıtımı

Uygunluk kalıtımına bağlı gürültü azaltma tekniği Bui vd. tarafından da [76]'da önerilmiştir. Bu yaklaşımda, sırasıyla denklem (4.8) ve (4.9)'da belirtildiği gibi bir çocuk ebeveynlerinin ortalama amaç ve ortalama standart sapma değerlerini alır. Çocuk bir kez değerlendirilir ve eğer amaç değerleri denklem (4.10)'da belirlenen güven aralığında ise miras alınan uygunluk kabul edilir. Aksi halde çocuk daha önceden kullanıcı tarafından belirlenen bir sayıda yeniden örneklenir ve elde edilen bu ortalama değer ve standart sapmalar ona atanır.

$$\bar{\mu} = \frac{\mu_{ebeveyn1} + \mu_{ebeveyn2}}{2} \quad (4.8)$$

$$\bar{\sigma} = \frac{\sigma_{ebeveyn1} + \sigma_{ebeveyn2}}{2} \quad (4.9)$$

$$\bar{\mu} - 3 * \bar{\sigma} \leq f \leq \bar{\mu} + 3 * \bar{\sigma} \quad (4.10)$$

Bu yöntemde, bir çözümün ebeveynlerinin standart sapması ne kadar yüksekse o çocukların yeniden örnekleme yapılmadan uygunluk değerlerinin alınma ihtimali artar.

#### 4.4.5 Güven Bazlı Dinamik Yeniden Örnekleme

Bu yöntemde, belli bir güven seviyesi elde edilene kadar tekrarlayan bir yeniden örnekleme süreci ile gürültü azaltılır. Kaynakların etkin kullanımı açısından çözüm uzayında bulunan gürültü düzeyine göre örnekleme sayısı değişkenlik gösterir.

Bu teknik 5 temel adımdan oluşur. İlk adımda, karşılaştırılacak iki sonuç için  $n$  kez yeniden örnekleme yapılır. Böylece tahminen gürültü düzeyi belirlenir. Genelde  $n$  değeri 2 olarak alınır, ancak çok gürültülü problemlerde bu değer arttırılabilir.

İkinci adımda, elde edilen örneklerle her iki çözüm için ortalama ve örnek standart sapma değerleri hesaplanır.

Üçüncü adımda, kullanıcı bir güven düzeyi belirler. Bu güven düzeyi iki çözüm arasındaki doğruluk ilişkinin kesinliğini ifade eder ve  $[0,1]$  aralığındadır. Örneğin  $A$  ve  $B$  iki çözüm olsun; güven düzeyini  $\alpha$  ile gösterirsek  $\alpha=0.75$  ile  $A$   $B$ 'yi domine ediyor demek, bu önermenin kesinliğinin %75 olduğunu anlamına gelir. Güven düzeyini ne

kadar yüksek tutarsak o kadar fazla yeniden örnekleme yapmak gerekecektir. Bu nedenle 1. sıradaki bireyler için  $\alpha$  değerini 0.75 civarında almak kabul edilebilir bir sonuç verecektir [75]. Sonraki sıralar için değerler 0.05 azaltılarak devam edilebilir.

Dördüncü adımda, güven düzeyini test etmek amacıyla Welch güven aralığı (WGA) yöntemi kullanılır. WGA, belli bir güven düzeyine bağlı olarak bilinmeyen ve olasılıkla farklı varyanslara sahip iki örnek arasında belirgin bir fark olup olmadığını anlamak için kullanılır. Her bir amaç için WGA değerleri denklem (4.11)'deki şekilde hesaplanır [77].

$$\mu_{iA}(N_A) - \mu_{iB}(N_B) \pm t_{\hat{f}, 1-\frac{\alpha}{2M}} \sqrt{\frac{s_{iA}^2}{N_A} + \frac{s_{iB}^2}{N_B}}, \quad (4.11)$$

Burada  $A$  ve  $B$  karşılaştırılan iki çözümdür,  $\mu_i$   $i$  amacının ortalamasıdır,  $N_p$   $p$  çözümünün örnekleme sayısıdır,  $t$  bir Student  $t$ -dağılımıdır,  $s_i^2$   $i$ . amacın varyansıdır,  $M$  amaç sayısıdır,  $\alpha$  güven düzeyidir,  $\hat{f}$  serbestlik derecesidir. Eğer elde edilen WGA sonuçlarında hiç 0 yoksa güven düzeyi içinde varsayılır, aksi halde daha fazla gürültü azaltılması yapılmalıdır.

Beşinci adımda, aynı anda yalnızca çözümlerden birisi yeniden örneklenir. Amaçlar arasından en büyük örnekleme standart sapma aralığına sahip olan çözüm yeniden örnekleme için seçilir. Sonra adım ikiye dönülür ve kullanıcının belirlediği sayıda işlem tekrarlanır.

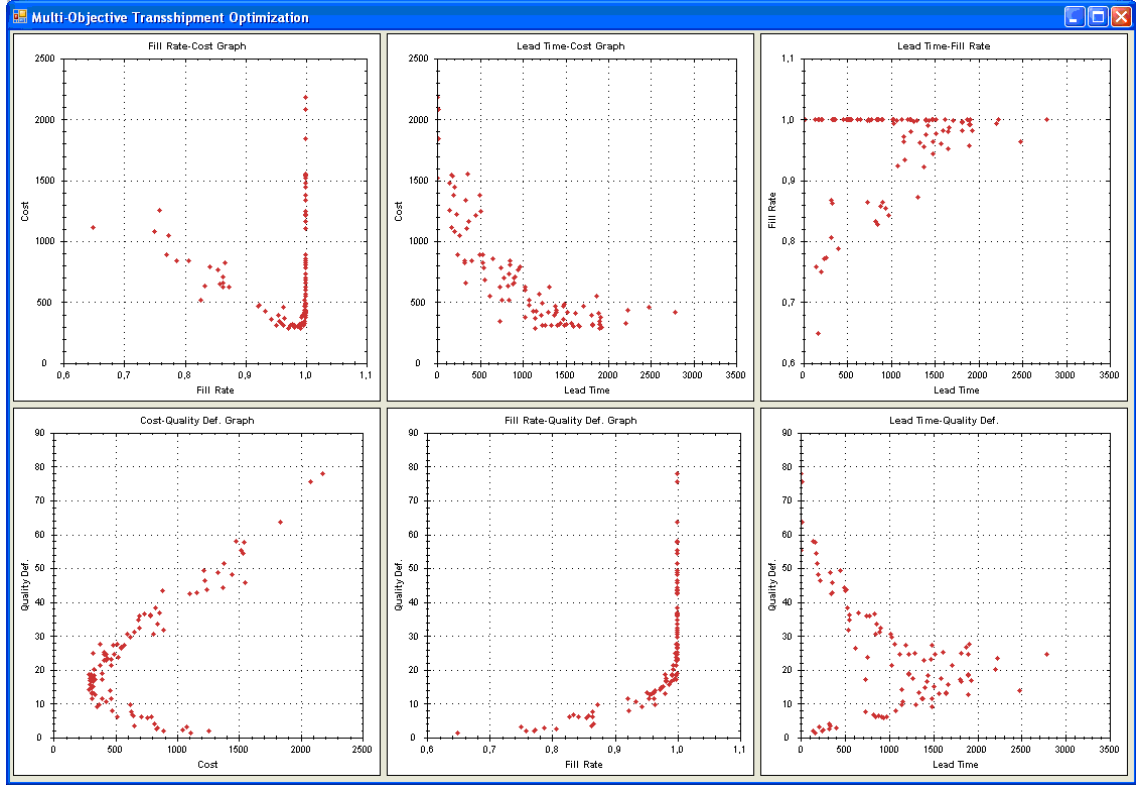
#### 4.5 Deneysel Çalışma: BMGPEA2 Yönteminin Çok Amaçlı Aktarmalı Taşıma

##### Problemine Uygulanması

Bölüm 2'de verilen çok amaçlı aktarmalı taşıma probleminin çözümü için BMGPEA2 yöntemi ve "uygunluk ataması" yaklaşımı uygulanmıştır. Gürültü azaltma tekniği olarak "statik yeniden örnekleme" tercih edilmiştir. Bu tekniğin tercih edilme nedeni hesaplama yükünün düşük olması ve literatürde etkin sonuçlar veren bir yöntem olarak kabul edilmesidir.

Önerilen optimizasyon metodunu değerlendirmek ve etkinliğini ortaya koyabilmek için 8 konumlu ve 4 amaçlı bir test problemi ele alınmıştır. Problemin çözümü için yukarıda anlatılan yöntemleri kullanan bir evrimsel algoritma optimizasyon programı

geliştirilmiştir (Şekil 4.6). Hesaplamalardan elde edilen sonuçlar analiz edilerek değerlendirilecektir.



Şekil 4.6 BMGPEA2 optimizasyon programı

Ele alınan test probleminde, farklı konumlarda 8 adet mağaza bulunmaktadır. Her mağazanın farklı talep miktarları bulunmakta ve ürünleri periyodik olarak sipariş etmektedirler. Problemlle ilgili birim elde bulundurma ve birim ceza maliyetleri Çizelge 4.1'de belirtilmiştir. Talep parametreleri ise Çizelge 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.1 Elde bulundurma ve ceza maliyetleri

| Birim elde bulundurma maliyetleri |       |       |       |       |       |       |       |
|-----------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $h_1$                             | $h_2$ | $h_3$ | $h_4$ | $h_5$ | $h_6$ | $h_7$ | $h_8$ |
| 3                                 | 5     | 4     | 2     | 1     | 6     | 3     | 2     |
| Birim ceza maliyetleri            |       |       |       |       |       |       |       |
| $p_1$                             | $p_2$ | $p_3$ | $p_4$ | $p_5$ | $p_6$ | $p_7$ | $p_8$ |
| 2                                 | 3     | 1     | 4     | 3     | 1     | 2     | 4     |

Çizelge 4.2 Talep parametreleri

|                        | $D_1$ | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ | $D_5$ | $D_6$ | $D_7$ | $D_8$ |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Ortalama ( $\mu$ )     | 150   | 300   | 250   | 200   | 180   | 220   | 260   | 170   |
| Varyans ( $\sigma^2$ ) | 10    | 40    | 30    | 20    | 20    | 18    | 25    | 30    |

Çizelge 4.3 Fire ve bozulma oranları

|                       |     |
|-----------------------|-----|
| Fire oranı ( $w$ )    | %12 |
| Bozulma oranı ( $b$ ) | %15 |

Çizelge 4.4 Birim tedarik gecikmeleri

|   | 1  | 2  | 3  | 4  | 5  | 6  | 7  | 8  |
|---|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 0  | 30 | 10 | 30 | 50 | 20 | 60 | 50 |
| 2 | 30 | 0  | 30 | 20 | 30 | 70 | 40 | 30 |
| 3 | 10 | 30 | 0  | 40 | 30 | 10 | 20 | 40 |
| 4 | 30 | 20 | 40 | 0  | 20 | 20 | 30 | 30 |
| 5 | 50 | 30 | 30 | 20 | 0  | 40 | 40 | 10 |
| 6 | 20 | 70 | 10 | 20 | 40 | 0  | 20 | 40 |
| 7 | 60 | 40 | 20 | 30 | 40 | 20 | 0  | 30 |
| 8 | 50 | 30 | 40 | 30 | 10 | 40 | 30 | 0  |

Çizelge 4.5 Birim taşıma maliyetleri

|   | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 3 | 1 | 3 | 5 | 2 | 6 | 5 |
| 2 | 3 | 0 | 3 | 2 | 3 | 7 | 4 | 3 |
| 3 | 1 | 3 | 0 | 4 | 3 | 1 | 2 | 4 |
| 4 | 3 | 2 | 4 | 0 | 2 | 2 | 3 | 3 |
| 5 | 5 | 3 | 3 | 2 | 0 | 4 | 4 | 1 |
| 6 | 2 | 7 | 1 | 2 | 4 | 0 | 2 | 4 |
| 7 | 6 | 4 | 2 | 3 | 4 | 2 | 0 | 3 |
| 8 | 5 | 3 | 4 | 3 | 1 | 4 | 3 | 0 |

Çizelge 4.4'te mağazalar arasındaki birim tedarik gecikmeleri, Çizelge 4.5'te ise mağazalar arasındaki birim taşıma maliyetleri gösterilmiştir.

Evrimsel algoritmanın çalıştırılmasında kullanılan parametreler aşağıdaki gibidir:

- Popülasyon boyutu: 100
- Arşiv boyutu: 100
- Çaprazlama oranı: 0.8
- Mutasyon oranı: 0.05
- Mutasyon adımı: 0.05
- Nesil sayısı: 10
- Yeniden örnekleme sayısı: 10
- Azami talep sınırı: 500

Bulanık giriş değişkenlerini tanımlamak için yamuk üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Giriş değişkenleri düşük, orta veya yüksek olmak üzere üç değerden birini alabilir. Çıktılar ise iyi, ortalama veya kötü olmak üzere üçgensel üyelik fonksiyonları olarak tanımlanmıştır. Bulanık kurallar ise aşağıdaki gibidir:

**Kural 1:** Eğer (maliyet yüksek) ise uygunluk kötüdür.

**Kural 2:** Eğer (doluluk oranı düşük) ise uygunluk kötüdür.

**Kural 3:** Eğer (tedarik gecikmeleri yüksek) ise uygunluk kötüdür.

**Kural 4:** Eğer (kalite kaybı yüksek) ise uygunluk kötüdür.

**Kural 5:** Eğer (maliyet orta) ise uygunluk ortalamadır.

**Kural 6:** Eğer ve (doluluk oranı orta) ise uygunluk ortalamadır.

**Kural 7:** Eğer (tedarik gecikmeleri orta) ise uygunluk ortalamadır.

**Kural 8:** Eğer (kalite kaybı orta) ise uygunluk ortalamadır.

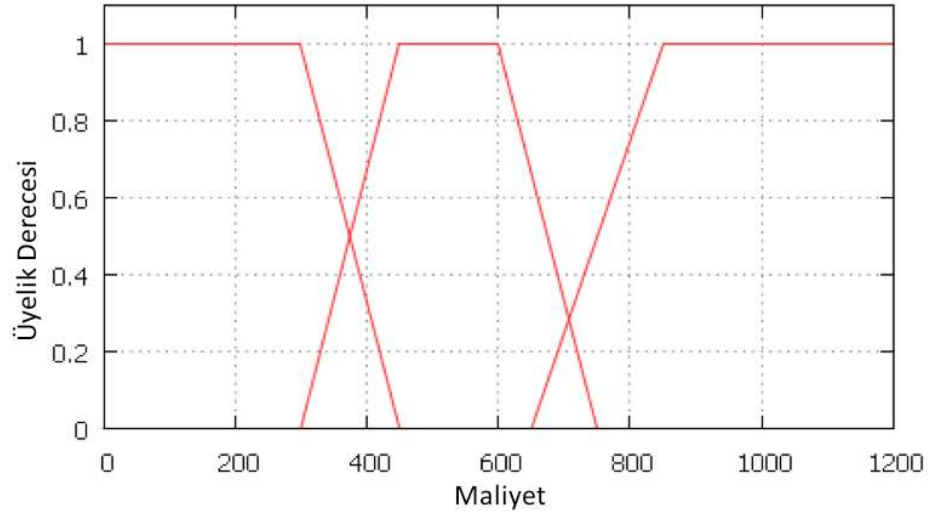
**Kural 9:** Eğer (maliyet düşük) ise uygunluk iyidir.

**Kural 10:** Eğer (doluluk oranı yüksek) ise uygunluk iyidir.

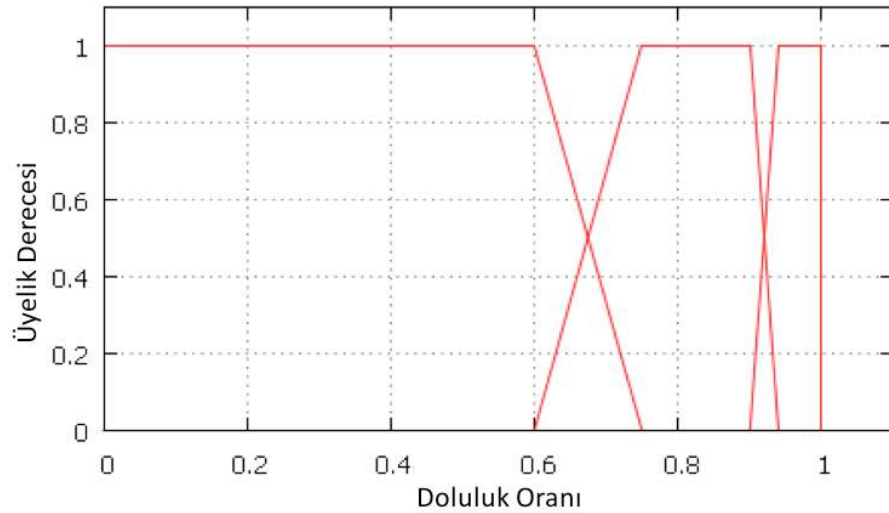
**Kural 11:** Eğer (tedarik gecikmeleri düşük) ise uygunluk iyidir.

**Kural 12:** Eğer (kalite kaybı düşük) ise uygunluk iyidir.

Üyelik fonksiyonları aşağıdaki şekillerdeki gibi belirlenmiştir (Şekil 4.7-4.11). Ayrıntılı sayısal değerler Ek-A'da verilmiştir.

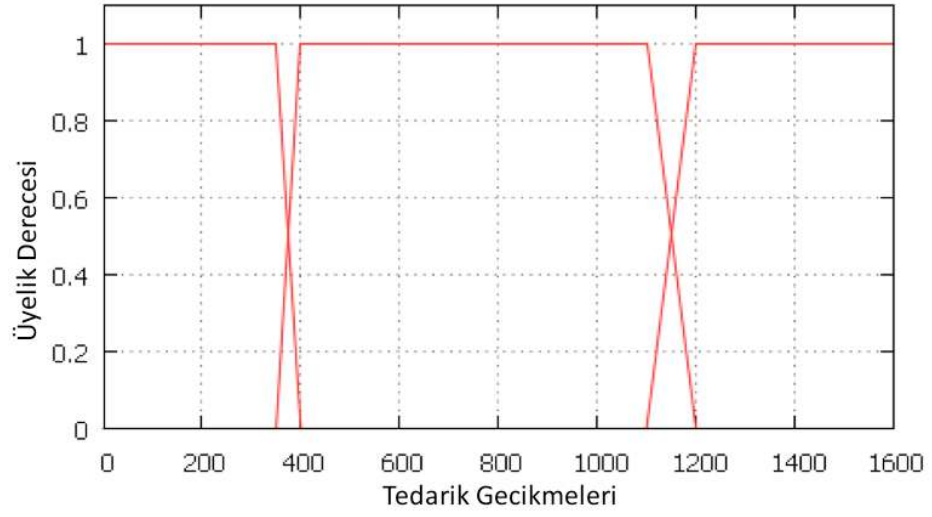


Şekil 4.7 Maliyet üyelik fonksiyonu

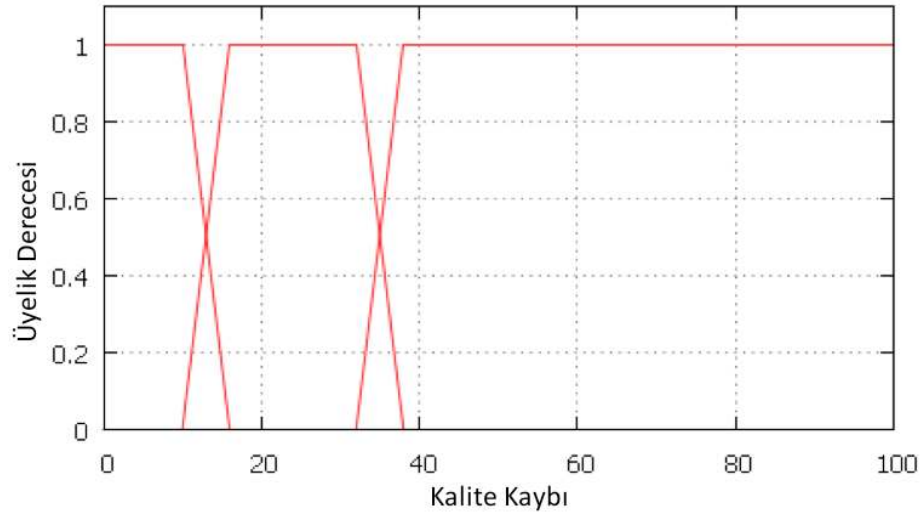


Şekil 4.8 Doluluk oranı üyelik fonksiyonu

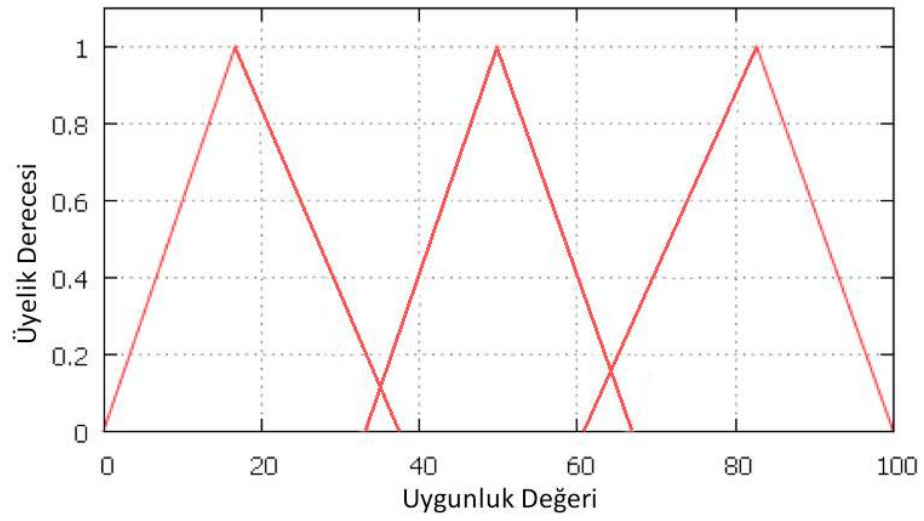
Bu üyelik fonksiyonlarının oluşturulması tamamıyla karar vericilerin inisiyatifindedir. Daha önceki deneyimlerden ve istatistiksel verilerden yararlanılarak ve uzman kişilerin görüşlerine başvurularak oluşturulurlar.



Şekil 4.9 Tedarik gecikmeleri üyelik fonksiyonu



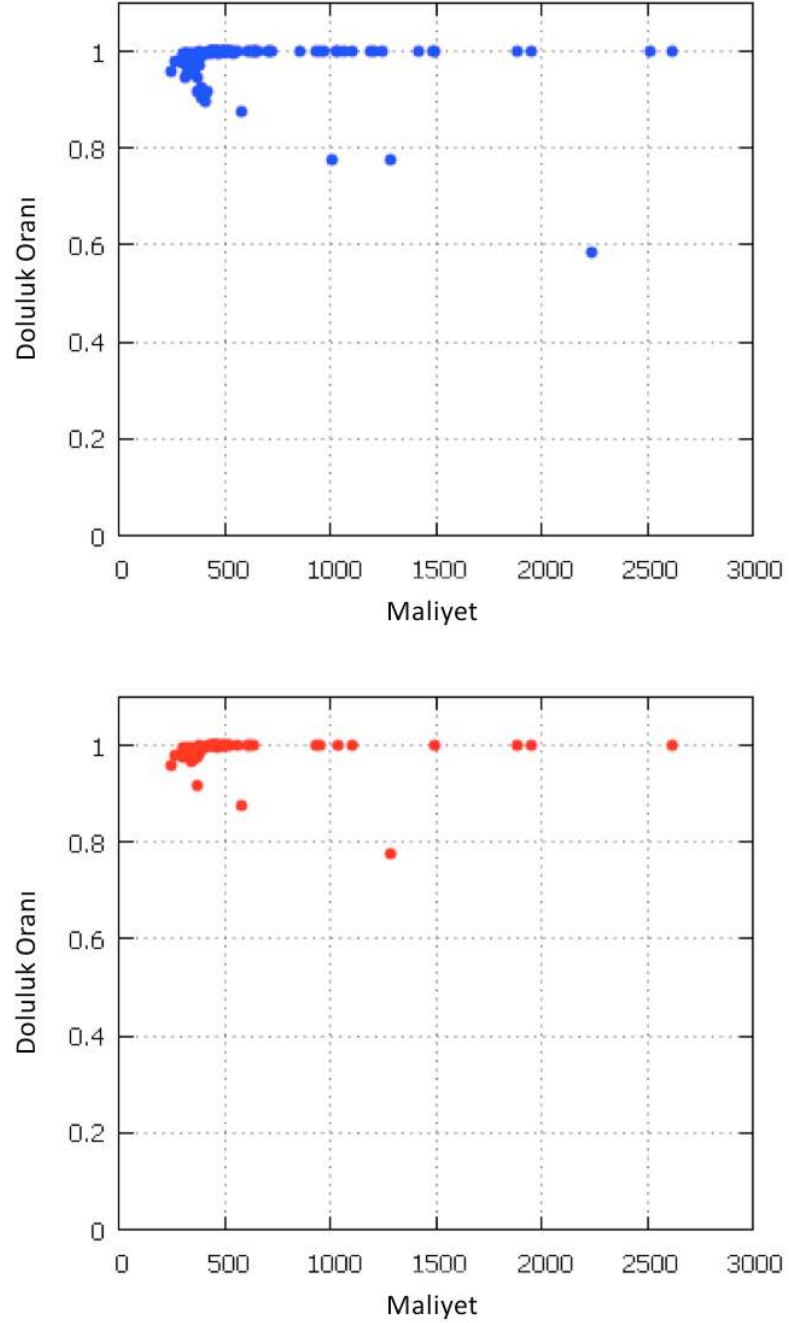
Şekil 4.10 Kalite kaybı üyelik fonksiyonu



Şekil 4.11 Uygunluk üyelik fonksiyonu

#### 4.5.1 Sonuçların Değerlendirilmesi

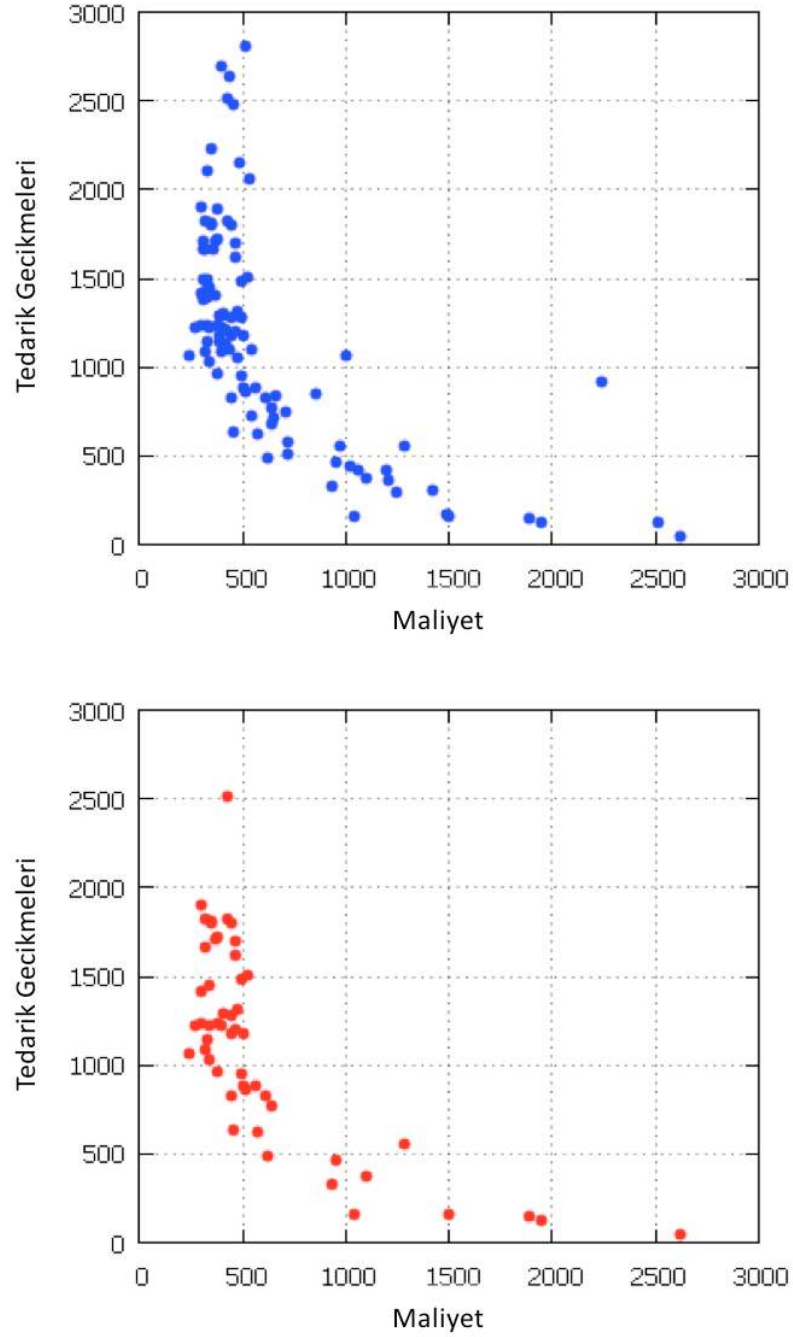
Yukarıda verilen parametrelere göre uygulamadan elde edilen sonuçlar aşağıdaki grafiklerde gösterilmiştir. Ayrıntılı sonuçlar tablo olarak Ek-B'de verilmiştir.



Şekil 4.12 Maliyet-doluluk oranı grafikleri

Şekil 4.12'de maliyet-doluluk oranı grafikleri verilmiştir. Birinci grafik sonuncu çalıştırmadan elde edilen popülasyondaki çözümleri göstermektedir. İkinci grafik Pareto yüzünü, yani birinci grafikteki toplam 100 çözüm arasında domine edilmemiş 52

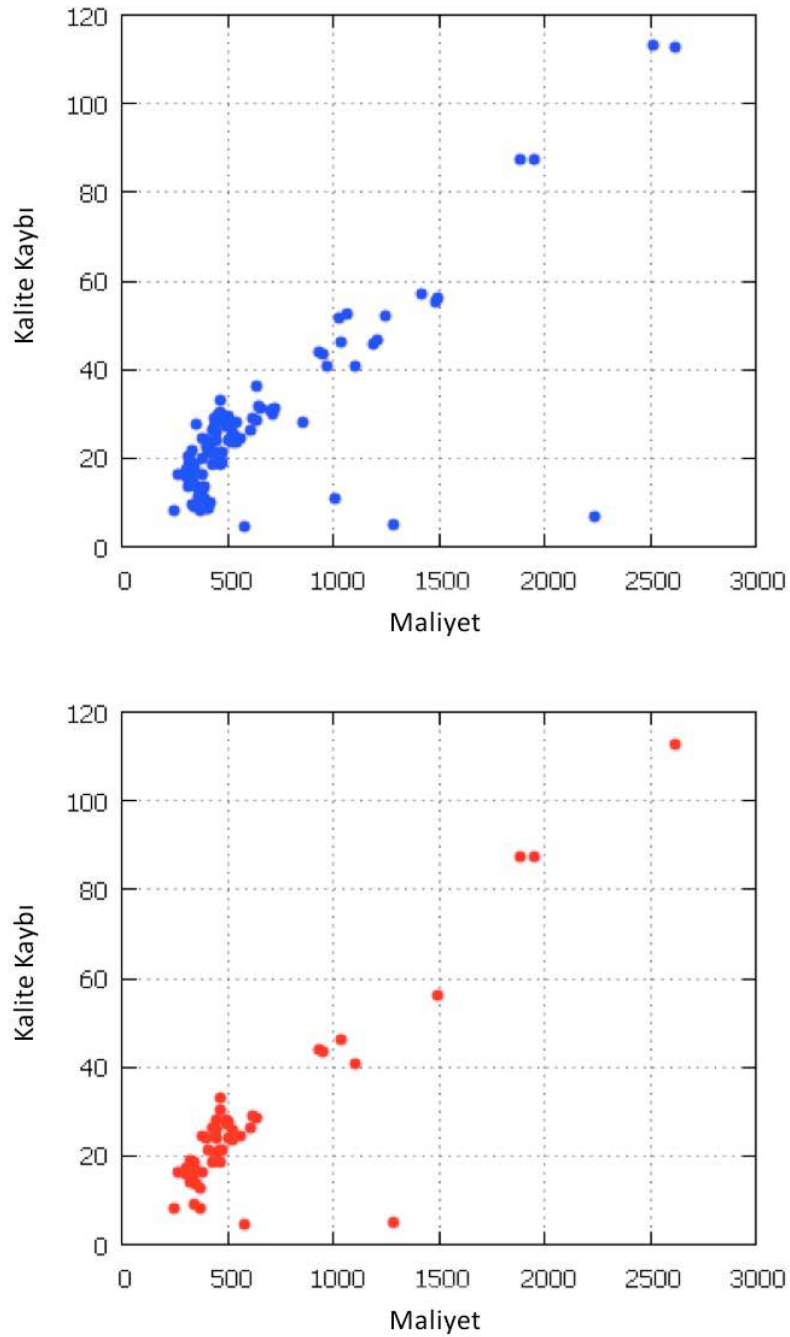
tanmesini göstermektedir. Maliyet ve doluluk oranının birbiriyle çelişen amaçlar olduğu göz önünde bulundurulduğunda, sol üst köşedeki kümelenme her iki amacı da tatmin eden çözümler elde edildiğini göstermektedir.



Şekil 4.13 Maliyet-tedarik gecikmeleri grafikleri

Maliyet ve tedarik gecikmeleri ilişkisi Şekil 4.13'te incelenebilir. Normal şartlarda aktarmalı taşıma sayısı arttıkça elde bulundurma ve ceza maliyeti azalacağından toplam maliyet de azalacaktır; ancak tedarik gecikmeleri de tam tersine artış

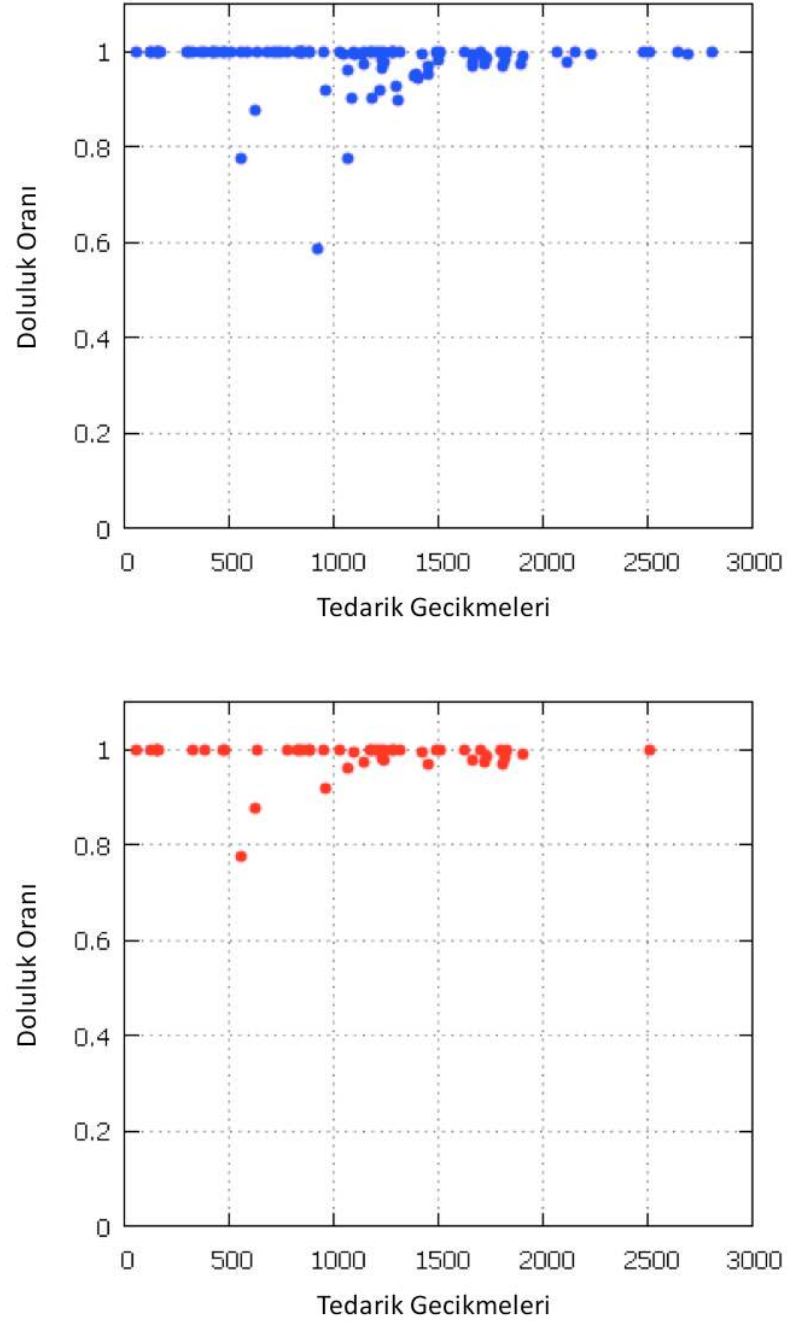
gösterecektir. Grafiklerden de anlaşılabileceği gibi maliyet ve tedarik gecikmelerinin birbirleriyle ters bir orantı sergiledikleri görülmektedir.



Şekil 4.14 Maliyet-kalite kaybı grafikleri

Problem modelinde kalite kaybının maliyet ve doluluk oranları fonksiyonları üzerinde bir etkisi olmadığı varsayımını yapmıştık. Şekil 4.14'te maliyet ile kalite kaybı arasında belirgin bir orantı olduğu görülmektedir. Kalite kaybının maliyete doğrudan etkisi olmamasına rağmen, elde bulundurulanan miktar arttıkça hem kalite kaybını hem de

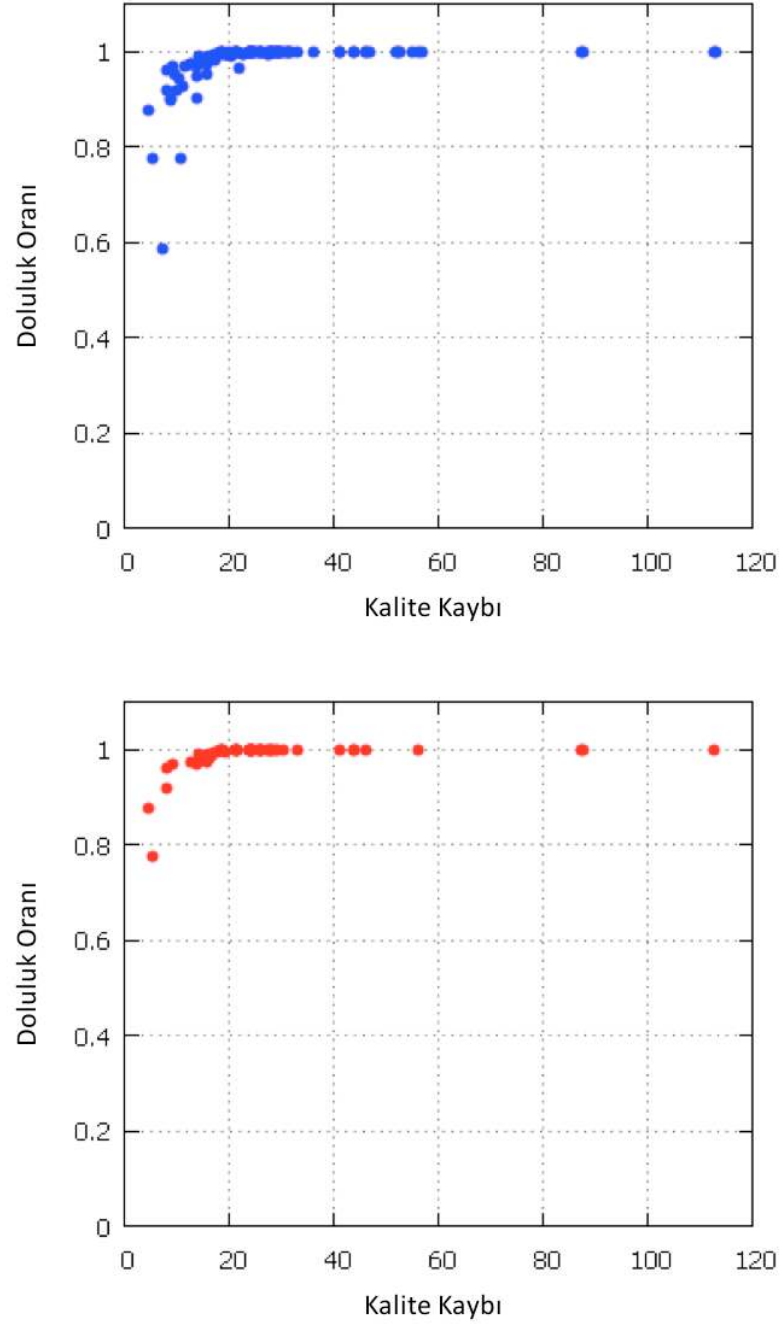
toplam maliyet fonksiyonunu arttıracaktır. Bu dengeyi bozan etmen ise aktarmalı taşıma miktarıdır. Aktarmalı taşıma miktarı maliyete olumlu etkide bulunurken kalite kaybına olumsuz yönde etki etmektedir.



Şekil 4.15 Tedarik gecikmeleri-doluluk oranı grafikleri

Şekil 4.15'te doluluk oranı ve tedarik gecikmeleri arasında belirgin bir korelasyon olmadığı görülmektedir. Tedarik gecikmeleri değişkenlik göstermesine karşın iyi doluluk oranları elde edilmiştir. Doluluk oranının artması ancak başlangıçta yüksek

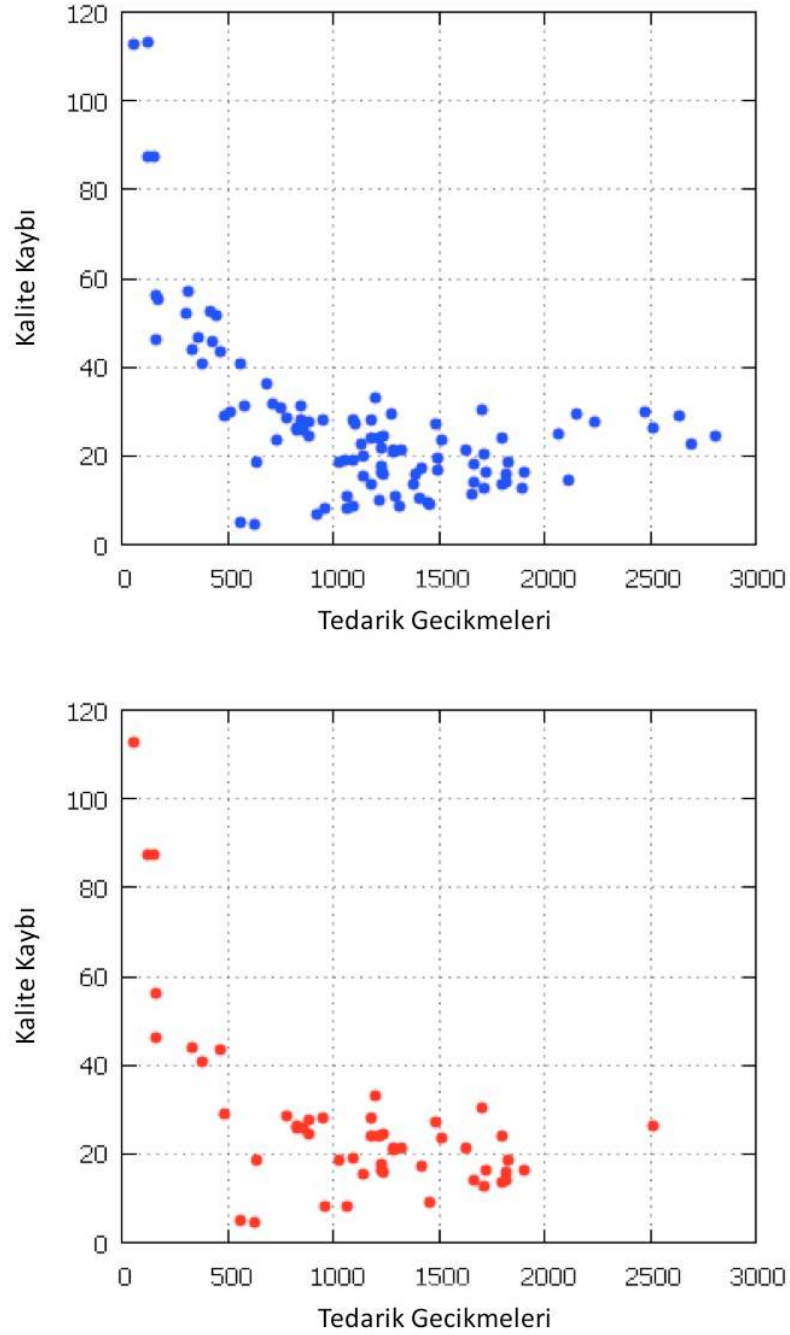
sipariş miktarları verilmesiyle veya sonradan aktarmalı taşıma ile mümkündür. İlk durumun gecikme zamanlarına etkisi olmamasına rağmen ikinci durum doğrudan tedarik gecikmelerini arttıracaktır.



Şekil 4.16 Kalite kaybı-doluluk oranı grafikleri

Şekil 4.16'daki grafiklerde doluluk oranı arttıkça kalite kaybında da artış olduğu görülmektedir. Bu beklenen bir durumdur, çünkü aktarmalı taşıma miktarı arttıkça doluluk oranı artarken kalite kaybı da artmaktadır. Kalite kaybını minimumda tutarken

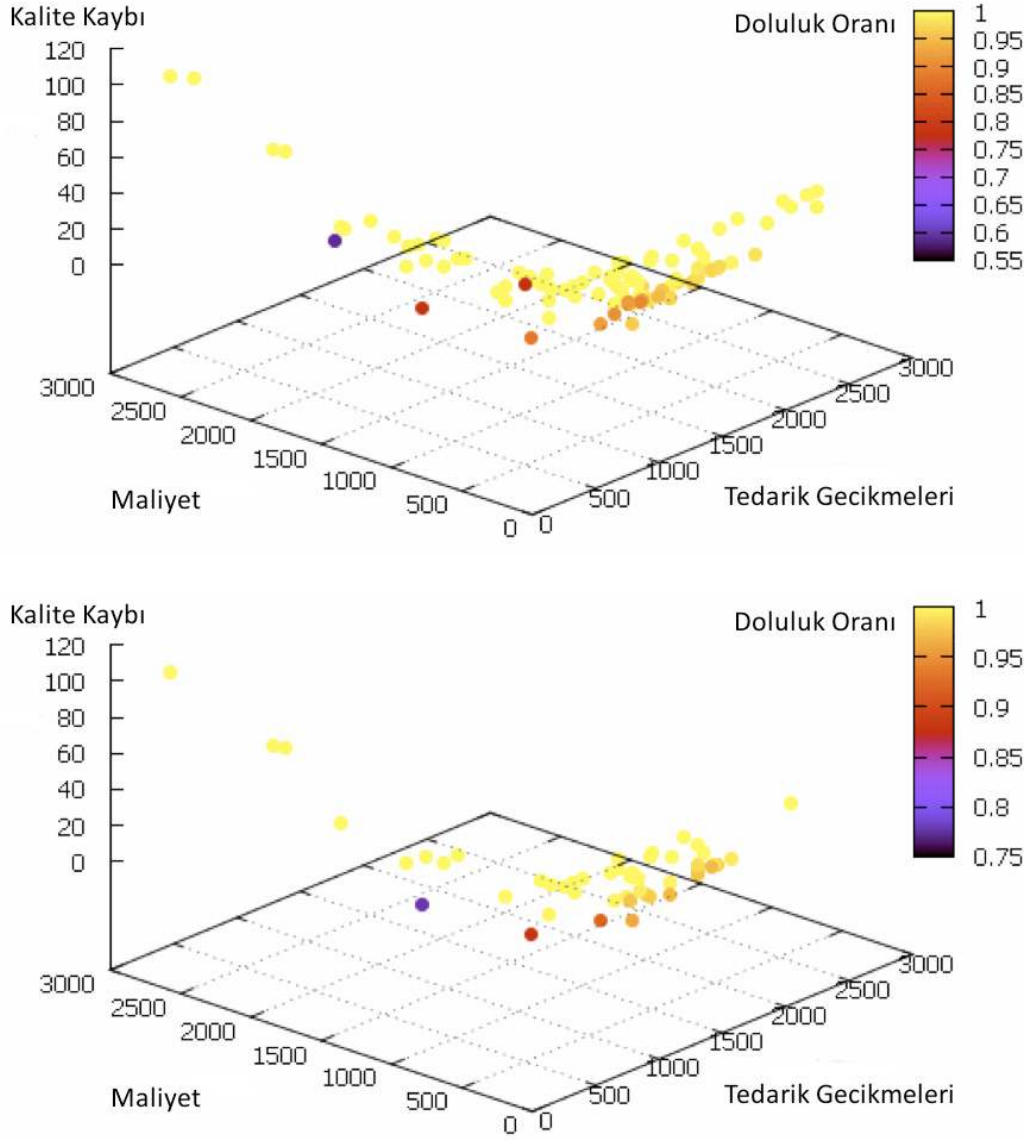
doluluk oranını arttırmanın tek yolu başlangıçta büyük miktarlarda sipariş vermektir. Bu şekilde aktarmalı taşıma miktarı azaltılarak kalite kaybı azaltılabilir. Ancak bu durumda da elde bulundurma maliyetleri yüksek çıkacaktır.



Şekil 4.17 Tedarik gecikmeleri-kalite kaybı grafikleri

Tedarik gecikmeleri ve kalite kaybı birbiriyle sıkı bir ilişkiye sahiptir. Aktarmalı taşıma miktarı her iki amaç için de ortak bir etmendir. Aktarmalı taşıma miktarı arttıkça tedarik gecikmeleri de kalite kaybı da artacaktır. Ancak kalite kaybı fazlalık elde

bulundurma miktarına da bağlıdır. Bu da sipariş miktarlarının başlangıçta fazla olması demektir. Dolayısıyla kısmen aralarında ters bir orantı ortaya çıkacaktır. Şekil 4.17'den de bu durum gözlemlenebilir.

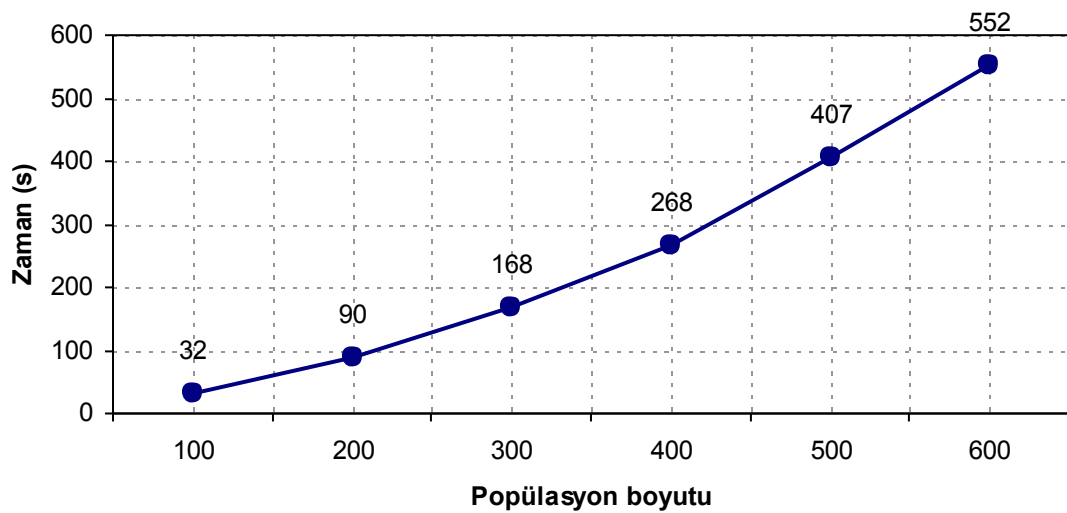


Şekil 4.18 Tüm amaçların birleştirildiği 4D grafikler

Şekil 4.18'de tüm amaçların birlikte yer aldığı son nesildeki çözümler gösterilmektedir. İlk grafikte tüm çözümler, ikinci grafikte ise 100 çözüm içinden Pareto yüzde yer alan 52 çözüm yer almaktadır. Bu grafiklerde her bir çözüm tüm amaçlar açısından değerlendirilebilir. Şekil 4.18'deki ikinci grafikte tüm çözümler Pareto optimal olduğundan hiçbir çözüm kümedeki herhangi başka bir çözümden daha üstün değildir. Yani Pareto yüzdeki çözümler birbirini domine etmezler, bu yüzden her çözümün iyi bir

çözüm olduğunu söyleyebiliriz. Bundan sonra karar vericiler kendi inisiyatifleri doğrultusunda Pareto optimal çözümler kümesinden istediği çözümü seçebilir. Özel olarak değerlendirildiğinde bazı çözümlerin diğerlerinden daha üstün olduğu söylenebilir. Bu da ancak karar vericilerin göreceli kararlarına ve benimsedikleri stratejilere bağlıdır. Örneğin, bir karar verici için belli bir durumda maliyet ve kalite, gecikme zamanı ve doluluk oranından daha önemli olabilir. Bu durumda, gecikme zamanı minimize edilmemiş ve doluluk oranı da maksimize edilmemiş olmasına rağmen, minimum maliyet ve minimum kalitesizliğe sahip olan bir çözüm seçilir. Bu sayede, karar verici için daha önemli gördüğü amaçlar maksimum derecede tatmin edilirken, aynı zamanda daha az öneme sahip olanlar da göz ardı edilmemiş olacaktır.

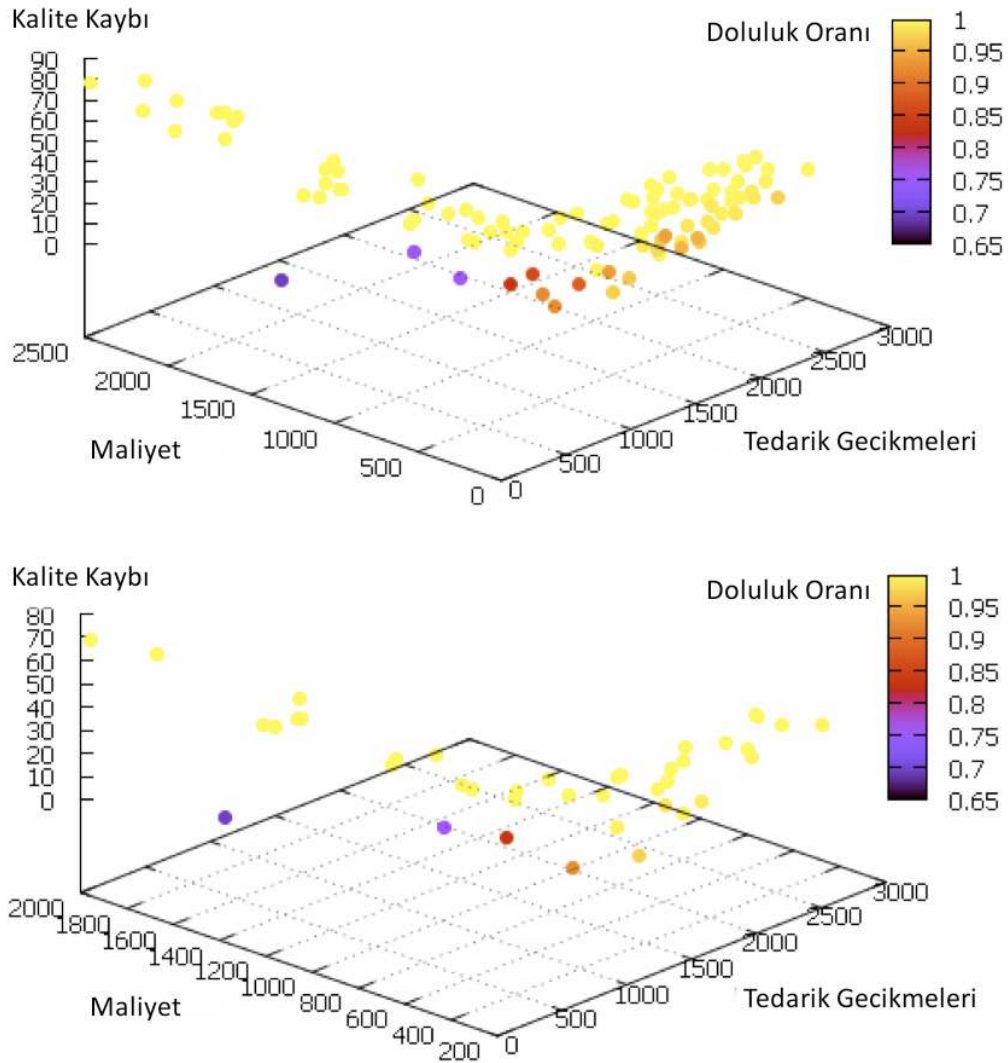
Pareto optimal çözümler incelendiğinde, (139, 318, 261, 192, 187, 184, 237, 170) çözümü 242,7 ile en düşük maliyete, 0,96 ortalama bir doluluk oranına, 1063 ortalama tedarik gecikmesine ve 8,061 ile oldukça düşük bir kalite kaybına sahiptir. 50 birimlik en düşük tedarik gecikmesine sahip olan (380, 425, 268, 286, 326, 288, 304, 374) çözümü aynı zamanda tam doluluk oranını da sağlamaktadır. Ancak 2615,5 ile çözümler kümedeki en yüksek maliyete ve 112,8 ile 2. en yüksek kalite kaybı değerlerine sahiptir. (111, 305, 262, 208, 122, 175, 252, 131) çözümü 4,482 ile en düşük kalite kaybına ve 573 birimlik ortalama bir maliyete sahiptir. Diğer yandan doluluk oranı 0,8775 olup tedarik gecikmeleri 624'tür.



Şekil 4.19 Popülasyon boyutu-zaman grafiği

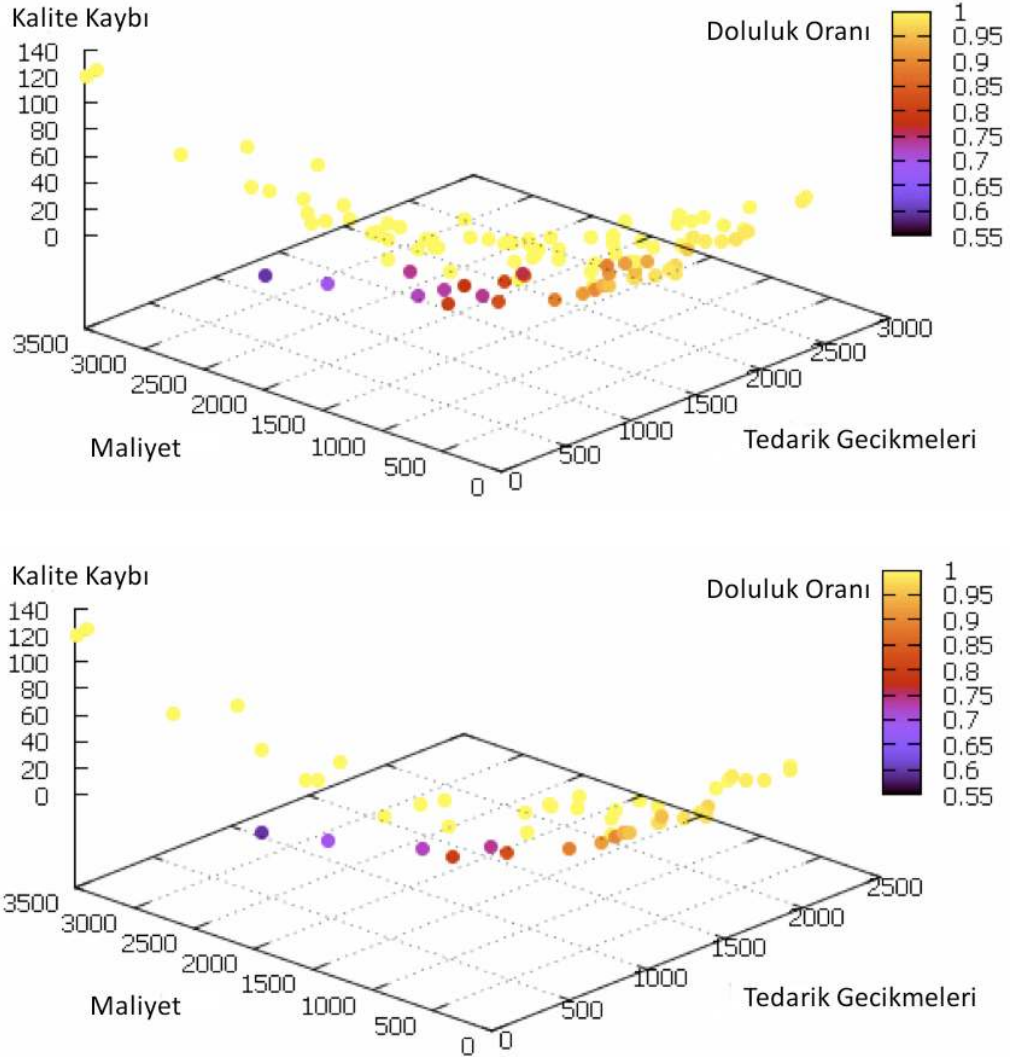
Şekil 4.19'da 10 nesil için artan popülasyon boyutuna bağlı olarak saniye cinsinden harcanan süre gösterilmiştir. Beklenildiği gibi popülasyon sayısı arttıkça hesaplama için gerekli süre de artış göstermektedir.

Amaç değerlerini hem ikili hem de dörtlü olarak incelediğimizde çoğunlukla yaygın çözümler elde edildiği görülmektedir. Bu nedenle prematüre yakınsama söz konusu değildir. Ancak nesil sayısı arttırıldığında yakınsama da doğal olarak artış gösterebilir. Mutasyon olasılığını ve mutasyon adımını 2 kat olarak arttırdığımızda, yani mutasyon oranını 0.1 ve mutasyon adımını 0.1 olarak aldığımızda daha fazla çeşitliliğe sahip bir çözüm kümesi elde etmiş oluruz. Pareto optimal kümede 40 adet çözüm elde edilmiştir. Sayısal sonuçlar Ek-C'de verilmiştir.



Şekil 4.20 Mutasyon oranı ve adımı 2 ile çarpılmış 4D grafikler

Şekil 4.20'de bireylerin Şekil 4.18'deki bireylere göre birbirinden daha ayırık olduğunu açıkça görebiliriz. Mutasyon parametrelerini 4 kat arttırdığımızda ise, yani her iki değeri de 0.2 olarak aldığımızda çözüm aralığının daha da büyüdüğünü görebiliriz (Şekil 4.21). Hesaplama sürelerinde ise dikkate değer bir artış gözlemlenmemiştir. Pareto optimal kümede 48 adet çözüm elde edilmiştir. Sayısal sonuçlar Ek-D'de verilmiştir.



Şekil 4.21 Mutasyon oranı ve adımı 4 ile çarpılmış 4D grafikler

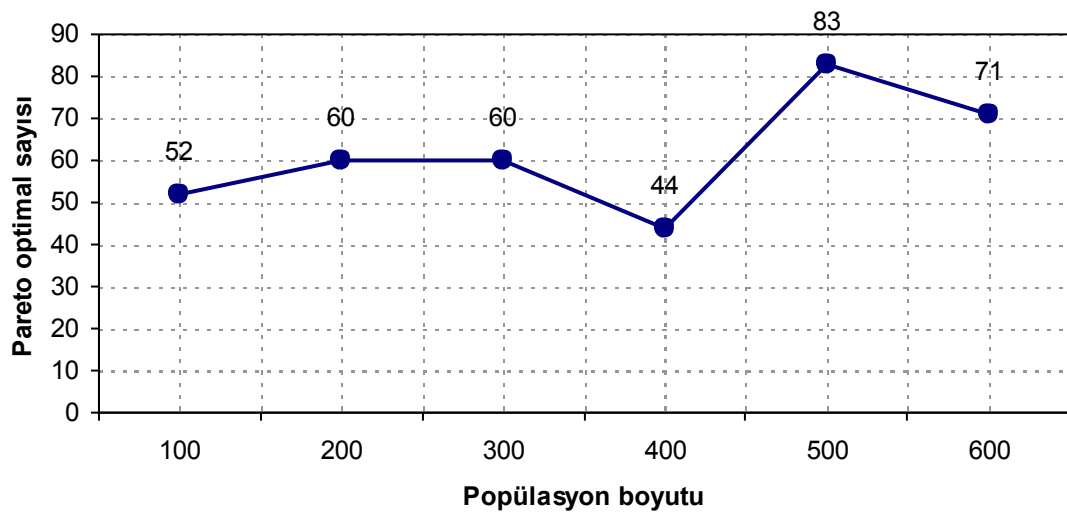
Mutasyon işleminin gücü arttırıldıkça daha fazla çeşitliliğe sahip çözümler elde edilebilir ve yakınsama azaltılabilir. Ayrıca çözümlerde iyileşmelere ve yerel optimumlardan kurtulmaya da yardımcı olabilir. Ancak belli bir artış noktasından sonra iyi çözüm sağlayan bireylerin bozulmasına yol açacaktır. Bu nedenle mutasyon oranının ve mutasyon adımının sınırlı bir düzeyde tutulması önemlidir. En iyi oranın bulunması ancak deneme yanılma çalışmaları yapmak ile mümkündür. Problemin çeşidi ve

içerdiği amaç ve kısıtlar da bunda etkilidir. Bazı çalışmalarda çaprazlama ve mutasyon parametrelerinin dinamik olarak bulanık mantık ile kontrol edilmesi önerilmiştir [11], [15], [57].

Çizelge 4.6 Mutasyon oranlarına göre ortalama ve standart sapmalar

| Mutasyon Oranı ve Adımı |          | Maliyet | Doluluk Oranı | Tedarik Gecikmeleri | Kalite Kaybı |
|-------------------------|----------|---------|---------------|---------------------|--------------|
| 0.05                    | $\mu$    | 635,84  | 0,9781        | 1162,71             | 27,23        |
|                         | $\sigma$ | 471,64  | 0,0554        | 619,60              | 19,25        |
| 0.1                     | $\mu$    | 742,63  | 0,9804        | 1361,57             | 32,72        |
|                         | $\sigma$ | 508,17  | 0,0522        | 785,36              | 19,22        |
| 0.2                     | $\mu$    | 931,70  | 0,9593        | 1053,36             | 32,59        |
|                         | $\sigma$ | 645,88  | 0,0833        | 655,62              | 25,34        |

Çizelge 4.6'da mutasyon oranı ve adımı arttırıldığında gerçekleşen tüm amaç değerlerinin ortalama ve standart sapmalarının yer aldığı değerler gösterilmiştir. Bu çizelge elde edilen çözümlerin dağılımını özetlemektedir. Tüm amaçlar için mutasyon oranları arttıkça standart sapmalar incelendiğinde genel olarak paralel bir artış eğilimi olduğunu söyleyebiliriz. Bu da prematüre yakınsamanın azaldığına bir işaret olarak gösterilebilir.



Şekil 4.22 Popülasyon boyutu-Pareto optimal sayısı grafiği

Şekil 4.22'de popülasyon boyutu arttıkça elde edilen Pareto optimal çözüm sayısı gösterilmektedir. Şekilden de anlaşılacağı üzere popülasyon sayısı ile Pareto optimal çözüm sayısı arasında belirgin bir bağıntı bulunmamaktadır. Ancak popülasyon sayısı arttıkça çözüm sayısı da artacağından Pareto optimalların sayısında da artış beklemek yanlış olmaz.

### SONUÇ VE ÖNERİLER

Sürekli değişen pazar yapısı ve rekabet koşulları, müşterilerin taleplerinde ve ürüne karşı yaklaşımlarında ciddi değişikliklere sebep olmuştur. Müşteri beklentilerinin artması maliyet, kalite, müşteri memnuniyeti gibi konuların önemini arttırmıştır. Artık ancak müşteriye en kaliteli ve en düşük maliyetli ürünü en kısa zamanda sunabilen firmalar başarılı olabilmektedir. Bu nedenle işletmeler dikkatlerini iş süreçlerinin etkinliği ve geliştirilmesi üzerine yoğunlaştırmalıdır. Bunu da hem stratejik hem de operasyonel alanlarda yapılacak optimizasyon çalışmalarıyla sağlayabilirler. Karşılaşılan karmaşık ve birçok yönden birbiriyle çelişen problemlerin çözümü için hangi teknik ve metotların kullanılması gerektiği ve bunların etkinliği araştırılarak ortaya konulmalıdır.

Merkezi bir depodan sipariş verip, daha sonra talepler doğrultusunda kendi aralarında aktarmalı taşımacılık ile maliyetleri azaltmak ve müşteri memnuniyetini arttırmak bu operasyonel optimizasyon alanlarından biridir. Tedarik zinciri içindeki siparişler ve taşımacılık işletmelerdeki faaliyetlerin büyük ve önemli bir bölümünü oluştururlar. Bu nedenle en iyi ve en etkili taşıma alternatiflerinin bulunması ve bunların arasından bir seçim yapılması gerekmektedir. Ancak birçok faktörün bir araya gelmesiyle çok karmaşık ve birbiriyle çelişen amaçlara sahip problemler ortaya çıkmaktadır. Bu gibi problemlere çoğu zaman klasik yöntemlerle bir çözüm üretilmemektedir.

Bu çalışmada karşılanması gereken dört amaca sahip çok amaçlı ve çok konumlu aktarmalı taşıma problemini ele almaktayız. Bu amaçlar maliyet, doluluk oranı, tedarik gecikmeleri ve kalite kaybıdır. Sezonluk bir ürünün satıldığı farklı konumlara sahip 8 adet mağaza bulunmaktadır. Bu mağazaların talepleri birbirinden farklı olabilir. Mağazalar sezon başlamadan önce tüm amaçları birlikte karşılayacak sipariş miktarına

karar vermek zorundadır. Talepler ortaya çıktıktan sonra maliyetleri minimize etmek ve doluluk oranını maksimize etmek için mağazalar arasında aktarmalı taşımalar gerçekleştirilir. Ayrıca tedarik gecikmeleri ve kalite kayıpları da en aza indirilmelidir.

Problemi karmaşıktır ve çözülmesini zorlaştıran en önemli etken birbiriyle çelişen birden fazla amaca sahip olması ve karar değişkenlerinin gürültülü olmasıdır. Evrimsel algoritmalar her iki durum için de çözüm üretebilme yeteneğine sahip olduğundan bu problemin çözümü için uygun bir yöntemdir. Lineer programlama ve matematiksel envanter modelleri gibi klasik yöntemlerle çözülmesi imkansız veya çok güç olan problemlerin çözümünde evrimsel algoritmalar sıkça kullanılmaktadır.

Ele alınan problemde birbiriyle çelişen amaçların optimize edilmesi ve sipariş miktarlarının belirlenmesi için bulanık melez evrimsel algoritma metodu geliştirilmiştir. Çok amaçlı problemin çözümü için GPEA2 algoritması ve bulanık mantık metodu beraber kullanılarak melez bir algoritma oluşturulmuştur. Bunun için GPEA2'deki seçim işlemine bulanık mantık kontrolü eklenmiştir.

Geliştirilen metot aktarmalı taşıma problemine uygulandığında kısa bir sürede Pareto optimal çözümler elde edilmiştir. Algoritma 10 nesil için çalıştırıldığında 100 popülasyondan 52 tanesi Pareto optimal bulunmuştur. Elde edilen bu çözümlerin her biri iyi bir çözümdür. Bu Pareto optimal çözümler kümesinden karar vericiler kendi inisiyatifleri doğrultusunda istedikleri çözümü seçebilirler.

Deneyisel çalışmalardan elde edilen sonuçlar, çok amaçlı aktarmalı taşıma problemi için önerilen bulanık melez evrimsel algoritma metodunun uygun çözümler sağladığını ve çok amaçlı problemlerin çözümünde etkin bir şekilde kullanılabileceğini ortaya koymaktadır. Çok amaçlı problemlerin çözümünde, özellikle karar vericilerin deneyimlerinin kullanıldığı ve belirsizlik ortamlarında önerilen melez algoritma bir çözüm yöntemi olarak kullanılabilir. Sonraki çalışmalar, bulanık kuralların ve uygunluk fonksiyonlarının tasarımına ve elde edilen sonuçların karşılaştırılmasına odaklanabilir.

- [1] Oliveira, G. M. B., Bortot, J. C. ve De Oliveira, P. P. B., (2002). "Multiobjective Evolutionary Search for One-Dimensional Cellular Automata in the Density Classification Task", in Proceedings of Artificial Life VIII, 202-206.
- [2] Sugihara, K., (1997). "Measures for Performance Evaluation of Genetic Algorithms", Research Triangle Park, NC, 1:172-175.
- [3] Schaffer, J. D., (1985). "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms", Genetic Algorithms and their Applications: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms, 93-100.
- [4] Fonseca, C. M. ve Fleming, C. J., (1993). "Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization", 5th Int. Conf. Genetic Algorithms, 416-423.
- [5] Srinivas, M. ve Deb, K., (1994). "Multiobjective Optimization using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms", Evolutionary Computation, 2(3):221-248.
- [6] Goldberg, D. E., (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [7] Castillo, O. ve Trujillo, L., (2005). Multiple Objective Optimization Genetic Algorithms For Path Planning In Autonomous Mobile Robots, International Journal of Computers, Systems and Signals, 6(1):48-63.
- [8] Gepperth, A. ve Roth, S., (2005). "Applications of Multi-objective Structure Optimization", ESAAN'2005 Proceedings-European Symposium on Artificial Neural Networks, 27-29 April 2005, Belgium.
- [9] Lee, L.H., Lee, C.U. ve Tan, Y.P., (2007). "A Multi-objective Genetic Algorithm for Robust Fight Scheduling Using Simulation", European Journal of Operational Research, 177(2007):1948–1968.
- [10] Tan, K.C., Goh, C.K. ve Mamun, A.A., Ei, E.Z., (2008). "An Evolutionary Artificial Immune System for Multi-objective Optimization", European Journal of Operational Research, 187:371-392.
- [11] Liu, H., Xu, Z. ve Abraham, A., (2005). "Hybrid Fuzzy-Genetic Algorithm Approach for Crew Grouping", Intelligent Systems Design and Applications, 332-337.

- [12] Jiménez, F., Cadenas, J.M., Verdegay, J.L. ve Sánchez, G., (2003). "Solving Fuzzy Optimization Problems by Evolutionary Algorithms", *Information Sciences: an International Journal*, 152(1):304-310.
- [13] Rachmawati, L. ve Srinivasan, D., (2005). "A Hybrid Fuzzy Evolutionary Algorithm for A Multi-Objective Resource Allocation Problem", in *Proc. HIS*, 55-60.
- [14] Kacem, I., Hammadi, S. ve Borne, P., (2002). "Pareto-Optimality Approach for Flexible Job-Shop Scheduling Problems: Hybridization of Evolutionary Algorithms and Fuzzy Logic", *Mathematics and Computers in Simulation*, 246-276.
- [15] Lau, H.C.W., Chan, T.M., Tsui, W.T., Chan, F.T.S., Ho, G.T.S. ve Choy, K.L., (2008). "A Fuzzy Guided Multi-Objective Evolutionary Algorithm Model for Solving Transportation Problem", *Expert Systems with Applications*, 8256-8268.
- [16] Kim, K.W., Gen, M. ve Yamazaki, G., (2002). "Hybrid Genetic Algorithm with Fuzzy Logic for Resource-Constrained Project Scheduling", *Applied Soft Computing*, 175-188.
- [17] Özdemir, D., Yücesan, E. ve Herer, Y.T., (2005). "Multi-Location Transshipment Problem with Capacitated Transportation", *European Journal of Operational Research*, 603-621.
- [18] Nonås, L.M. ve Jörnsten, K., (2006). "Optimal Solutions in the Multi-location Inventory System with Transshipments", *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms*, 48-75.
- [19] Herer, Y.T., Tzur, M., Yücesan, E., (2006). "The Multi-Location Transshipment Problem", *IIE Transactions*, 186-200.
- [20] Aggarwal, S.P., (1967). "Inventory Control Aspect in Warehouses", *Symposium On Operations Research*, Indian National Science Academy.
- [21] Krishnan, K.S. ve Rao, V.R.K., (1965). "Inventory Control in N Warehouses", *Journal of Industrial Engineering*, 16(3):212-215.
- [22] Jonsson, H., Silver, E.A., (1987). "Analysis of a Two-Echelon Inventory Control System with Complete Redistribution", *Management Science*, 33(2):215–227.
- [23] Tagaras, G., (1989). "Effects of Pooling on the Optimization and Service Levels of Two-Location Inventory Systems", *IIE Transactions*, 21(3):250–257.
- [24] Belgasmi, N., Saïd, L.B. ve Ghédira, K., (2008). "Evolutionary Multiobjective Optimization of the Multi-Location Transshipment Problem", *Operational Research*, 8:167-183.
- [25] Varlı, A., (2007). Çok Amaçlı Ve Çok Konumlu Aktarmalı Taşıma Problemlerinin Genetik Algoritma İle Optimizasyonu, Yüksek Lisans Tezi, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

- [26] Herer, Y.T., Rashit, A., (1999). "Lateral Stock Transshipments in a Two-Location Inventory System with Fixed Replenishment Costs", *Naval Research Logistics*, 46(5):525-547.
- [27] Beyer, H., (2000). "Evolutionary Algorithms in Noisy Environments: Theoretical Issues and Guidelines for Practice", *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 186(2-4):239-267.
- [28] Türkbey, O., (2003). "Çok Amaçlı Makine Sıralama Problemi için Bir Bulanık Güçlü Metod", *D.E.Ü. Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 5(3):81-98.
- [29] Özkan, M.M., (2003). *Bulanık Hedef Programlama*, Ekin Kitabevi, Bursa.
- [30] Kiyak, E. ve Kahvecioğlu, A., (2003). "Bulanık Mantık ve Uçuş Kontrol Problemine Uygulanması", *Havacılık Ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, 1(2):63-72.
- [31] Dubois, D. ve Prade, H, (1980). *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*, 144, Academic Press Inc., New York.
- [32] Şen, Z., (2004). *Mühendislikte Bulanık (Fuzzy) Mantık ile Modelleme Prensipleri*, Su Vakfı Yayınları, 2. Baskı, İstanbul.
- [33] Zadeh, L.A., (2004). "Fuzzy Logic Systems: Origin, Concepts and Trends", *University of California, Berkeley*, 12 Januar 2004, United States.
- [34] Yen, J., Langari R., (1999). *Fuzzy Logic Intelligence, Control, and Information*, 1, Prentice Hall, New Jersey.
- [35] Yıldız, C., (2008). *Genetik Algoritma Destekli Bulanık Denetim Kullanarak Vektör Esaslı Asenkron Motor Kontrolü*, Yüksek Lisans Tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş.
- [36] Şenol, F., (2000). "Bulanık Mantık Kontrolcüsü", *Lisans Tezi*, Gazi Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi, Ankara.
- [37] Civalek, Ö. ve Ülker, M., (2004). "Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı", *IMO Teknik Dergi*, 213:3171-3190.
- [38] Gökçeoglu, C., Sönmez, H. ve Ercanoglu, M., (2001). "Fuzzy Logic; Its Attributes, and Application to a Discontinuity Controlled Slope Failure", *Jeoloji Mühendisliği Dergisi*, 25 (1):19-31.
- [39] Işık, Y., (2006). "Genetik Algoritma Tabanlı Bulanık Kontrolün Uçuş Kontrol Sistem Tasarımına Uygulanması", *Doktora Tezi*, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.
- [40] Terzi, S., (2004). "Coğrafi Bilgi Sistemi Yardımıyla Karayolu Üstyapı Bakım Yönetim Modeli Yönetimi Geliştirilmesi", *Doktora Tezi*, S.D.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [41] Mamdani , H. ve Assilian, S., (1975). "An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller", *Int. J. Mach. Studies*, 7(1):1-13.
- [42] Başlıgil, H., (2005). "Bulanık AHP ile Yazılım Seçimi", *Sigma Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 23(3):24-33.

- [43] Kaya, A., (2003). "Fuzzy Logic ve Matbaacılık Uygulamalarındaki Yeri", 1. Matbaa Teknolojileri Sempozyumu, Eylül, Ankara.
- [44] Pohlheim, H., (2006), Evolutionary Algorithms 1 Introduction, <http://www.geatbx.com/docu/algindex.html>, 20 Şubat 2011.
- [45] Alander, J. T., (1996), An Indexed Bibliography of Genetic Algorithms, <ftp://ftp.uwasa.fi/cs/report94-1/ga2NWGAbib.ps.Z>, 20 Şubat 2011.
- [46] Bäck, T., Hammel, U. ve Schwefel, H.P., (1997). "Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1):3-17.
- [47] Oğuz, M. ve Akbaş, S., (1997). Genetik Algoritmalar, Lisans Tezi, YTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [48] Bäck, T., Fogel, D.B. ve Michalewicz, Z., (2000). Evolutionary Computation 1: Basic Algorithms and Operators, Institute of Physics Publishing, Bristol and Philadelphia.
- [49] Horn, J., (1997). F1.9 Multicriteria Decision Making, Handbook of Evolutionary Computation, 97/1, Institute of Physics Publishing, Bristol.
- [50] Steuer, R. E. (1986). Multiple Criteria Optimization: Theory, Computation, and Application, Wiley, New York.
- [51] Hwang, C.L. ve Masud, A.S.M., (1979). Multiple Objectives Decision Making—Methods and Applications, Springer, Berlin.
- [52] Fourman, M.P., (1985). "Compaction of Symbolic Layout Using Genetic Algorithms", Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh.
- [53] Hajela, P. ve Lin, C.Y., (1992). "Genetic Search Strategies in Multicriterion Optimal Design", Structural Optimization 4, 99-107.
- [54] Ishibuchi, H. ve Murata, T., (1996). "Multi-objective Genetic Local Search Algorithm", In Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96), Piscataway, NJ.
- [55] De Jong, K.A., (1975). An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems, Doktora Tezi, University of Michigan Computer and Communication Sciences, MI.
- [56] Schmitt, L.M., (2004). "Theory of Genetic Algorithms II: Models for Genetic Operators Over the String-tensor Representation of Populations and Convergence to Global ptima for Arbitrary Fitness Function Under Scaling", Theoretical Computer Science, 310:181-231.
- [57] Yun, Y., (2003). "Performance Analysis of Adaptive Genetic Algorithms with Fuzzy Logic and Heuristics", Fuzzy Optimization and Decision Making, Kluwer Academic Publishers, 2:161-175.
- [58] Mark, L. ve Shay, E., (2005). "A Fuzzy-Based Lifetime Extension of Genetic Algorithms", Fuzzy Sets and Systems, 149:131-147.

- [59] Hwang, C.L., Lai, Y.J. ve KKo, M.D., (1993). "ISGP-II for Multiobjective Optimization with Imprecise Objective Coefficients", *Computers & Operations Research*, 20(5): 503–514.
- [60] Letamonphong, J., Fang, S.C. ve Young, R.E., (2002). "Multiobjective Optimization Problems with Fuzzy Relation Equation Constraints", *Fuzzy Sets and Systems*, 127:141–164.
- [61] Sakawa, M. ve Kato, K., (2003). "An Interactive Fuzzy Satisfying Method for Multiobjective Nonlinear Integer Programming Problems Through Genetic Algorithms", *Lecture Notes in Computer Science*, 2715:710-717.
- [62] Jiménez, F., Cadenas, J.M., Sánchez, G., Gómez-Skarmeta, A.F. ve Verdegay, J.L., (2006). "Multi-Objective Evolutionary Computation and Fuzzy Optimization", *International Journal of Approximate Reasoning*, 43:59-75.
- [63] Hiroyasu, T., Nakayama, S. ve Miki, M., (2005). "Multi-objective Optimisation in the Presence of Uncertainty", 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 5 Sept. 2005, Edinburgh.
- [64] Zitzler, E., Laumanns, M. ve Thiele, L., (2001). "SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm", *TIK-Report 103*, 1-21.
- [65] Corne, D.W., Knowles, J.D. ve Oates, M.J., (2000). "The Pareto Envelope-Based Selection Algorithm for Multiobjective Optimisation", *Proceedings of the 6th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, September 18-20, Berlin.
- [66] Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. ve Meyarivan, T., (2000). "A Fast Elitist Nondominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II", *Proceedings of the 6th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, September 18-20, Berlin.
- [67] Silverman, B.W., (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman and Hall, London.
- [68] Bnche, D., Stoll, P., Dornberger, R. ve Koumoutsakos, P., (2002). "An Evolutionary Algorithm for Multi-Objective Optimization of Combustion Processes", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 32 (4):460–473.
- [69] Di Pietro, A., While, L. ve Barone, L., (2004). "Applying Evolutionary Algorithms to Problems with Noisy, Time-Consuming Fitness Functions", In: *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 19-23 June 2004, Portland, Oregon.
- [70] Tan, K.C. ve Goh, C.K., (2008). "Handling Uncertainties in Evolutionary Multi-Objective Optimization", *Computational Intelligence: Research Frontiers*, 5050:262–292.
- [71] Jin, Y. ve Branke, J., (2005). "Evolutionary Optimization in Uncertain Environments – a Survey", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 9(3):303–317.

- [72] Hughes, E., (2001). "Evolutionary Multi-Objective Ranking with Uncertainty and Noise", In: Proceedings of First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, March 7-9 2001, Zurich.
- [73] Teich, J., (2001). "Pareto-Front Exploration with Uncertain Objectives", In: Proceedings of First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, March 7-9 2001, Zurich.
- [74] Babbar, M., Lakshmikantha, A. ve Goldberg, D.E., (2003). "A Modified NSGA-II to Solve Noisy Multiobjective Problems", In: Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference, July 12-16, Chicago, Illinois.
- [75] Syberfeldt, A., Ng, A., John, R.I. ve Moore, P., (2009). "Evolutionary Optimisation of Noisy Multi-Objective Problems Using Confidence-Based Dynamic Resampling", European Journal of Operational Research, 204:533-544.
- [76] Bui, L., Abbass, H. ve Essam, D., (2005). "Fitness Inheritance for Noisy Evolutionary Multiobjective Optimization", In: Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference, June 25-29, Washington, DC, USA.
- [77] Law, A.M. ve Kelton, D., (2000). Simulation Modeling and Analysis, Third Edition McGraw Hill, New York.

## ÜYELİK FONKSİYONU DEĞER ARALIKLARI

Çizelge Ek-A.1 Üyelik fonksiyonu değer aralıkları

| Maliyet Fonksiyonu |     |     |     |     |
|--------------------|-----|-----|-----|-----|
|                    | $a$ | $b$ | $c$ | $d$ |
| Düşük              | 0   | 0   | 300 | 450 |
| Orta               | 300 | 450 | 600 | 750 |
| Yüksek             | 650 | 850 | M   | M   |

| Doluluk Oranı Fonksiyonu |     |      |     |      |
|--------------------------|-----|------|-----|------|
|                          | $a$ | $b$  | $c$ | $d$  |
| Düşük                    | 0   | 0    | 0.6 | 0.75 |
| Orta                     | 0.6 | 0.75 | 0.9 | 0.94 |
| Yüksek                   | 0.9 | 0.94 | 1   | 1    |

| Tedarik Gecikmeleri Fonksiyonu |      |      |      |      |
|--------------------------------|------|------|------|------|
|                                | $a$  | $b$  | $c$  | $d$  |
| Düşük                          | 0    | 0    | 350  | 400  |
| Orta                           | 350  | 400  | 1100 | 1200 |
| Yüksek                         | 1100 | 1200 | M    | M    |

Çizelge Ek-A.1 Üyelik fonksiyonu değer aralıkları (devam)

| <b>Kalite Kaybı Fonksiyonu</b> |     |     |     |     |
|--------------------------------|-----|-----|-----|-----|
|                                | $a$ | $b$ | $c$ | $d$ |
| Düşük                          | 0   | 0   | 10  | 16  |
| Orta                           | 10  | 16  | 32  | 38  |
| Yüksek                         | 32  | 38  | M   | M   |

| <b>Uygunluk Fonksiyonu</b> |      |      |      |  |
|----------------------------|------|------|------|--|
|                            | $a$  | $b$  | $c$  |  |
| İyi                        | 0    | 16.7 | 38.3 |  |
| Ortalama                   | 33.3 | 50   | 66.7 |  |
| Kötü                       | 61.7 | 82.7 | 100  |  |

## TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 1

Çizelge Ek-B.1 Test problemi 1'in sayısal sonuçları

| Maliyet | Doluluk Oranı | Tedarik Gecik. | Kalite Kaybı | Uygunluk | Bulanık Uygunluk | S1  | S2  | S3  | S4  | S5  | S6  | S7  | S8  |
|---------|---------------|----------------|--------------|----------|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 466,1   | 0,999393      | 1623           | 21,279       | 0,01     | 49,98498         | 155 | 347 | 272 | 154 | 206 | 246 | 284 | 155 |
| 399,8   | 0,998374      | 1221           | 23,853       | 0,01     | 49,98498         | 132 | 297 | 280 | 188 | 226 | 225 | 249 | 240 |
| 573     | 0,877546      | 624            | 4,482        | 0,01     | 33,3611          | 111 | 305 | 262 | 208 | 122 | 175 | 252 | 131 |
| 335,7   | 0,968834      | 1454           | 9,048        | 0,01     | 49,9804          | 136 | 243 | 253 | 197 | 170 | 209 | 286 | 181 |
| 458,2   | 0,997938      | 633            | 18,444       | 0,01     | 33,3611          | 176 | 304 | 286 | 219 | 203 | 230 | 286 | 180 |
| 301,6   | 0,996056      | 1421           | 17,136       | 0,01     | 49,98498         | 135 | 308 | 209 | 235 | 187 | 259 | 265 | 152 |
| 516,3   | 1             | 856            | 25,734       | 0,01     | 33,3611          | 174 | 332 | 274 | 268 | 195 | 207 | 291 | 172 |
| 403,8   | 0,998209      | 1287           | 21,24        | 0,01     | 49,98498         | 170 | 305 | 253 | 228 | 182 | 224 | 222 | 238 |
| 1948,6  | 1             | 120            | 87,54        | 0,01     | 49,97747         | 279 | 384 | 323 | 269 | 314 | 208 | 328 | 307 |
| 609,3   | 1             | 821            | 26,079       | 0,01     | 33,3611          | 135 | 336 | 264 | 206 | 216 | 273 | 289 | 215 |
| 1496,9  | 1             | 154            | 56,031       | 0,01     | 49,97747         | 150 | 332 | 296 | 321 | 220 | 311 | 332 | 199 |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 343,1          | 0,992427             | 1817                  | 14,202              | 0,01            | 49,98374                | 146       | 301       | 273       | 199       | 178       | 256       | 251       | 129       |
| 1885,1         | 0,999681             | 149                   | 87,468              | 0,01            | 49,97747                | 403       | 344       | 252       | 299       | 294       | 247       | 353       | 262       |
| 366,9          | 0,974639             | 1715                  | 12,591              | 0,01            | 49,98218                | 145       | 285       | 284       | 205       | 161       | 208       | 297       | 123       |
| 951,5          | 1                    | 463                   | 43,65               | 0,01            | 49,98498                | 177       | 378       | 263       | 215       | 273       | 218       | 369       | 164       |
| 492,3          | 1                    | 948                   | 28,059              | 0,01            | 33,3611                 | 143       | 308       | 276       | 254       | 213       | 225       | 241       | 262       |
| 339,3          | 0,993                | 1227                  | 17,634              | 0,01            | 49,98498                | 141       | 334       | 241       | 212       | 206       | 206       | 287       | 180       |
| 443,5          | 0,999705             | 1175                  | 28,023              | 0,01            | 47,75677                | 144       | 292       | 236       | 217       | 277       | 247       | 261       | 208       |
| 618,8          | 1                    | 481                   | 29,073              | 0,01            | 33,3611                 | 143       | 330       | 288       | 206       | 210       | 211       | 306       | 228       |
| 1102,5         | 1                    | 379                   | 40,941              | 0,01            | 49,98307                | 177       | 350       | 277       | 252       | 203       | 284       | 253       | 270       |
| 329,6          | 0,974052             | 1138                  | 15,438              | 0,01            | 42,44294                | 141       | 319       | 249       | 186       | 190       | 187       | 253       | 224       |
| 339,6          | 0,998133             | 1027                  | 18,462              | 0,01            | 33,3611                 | 142       | 304       | 266       | 211       | 200       | 213       | 267       | 223       |
| 493            | 1                    | 1487                  | 27,192              | 0,01            | 49,98498                | 134       | 337       | 287       | 269       | 197       | 205       | 303       | 140       |
| 242,7          | 0,960339             | 1063                  | 8,061               | 0,01            | 33,3611                 | 139       | 318       | 261       | 192       | 187       | 184       | 237       | 170       |
| 445,4          | 0,998454             | 830                   | 25,815              | 0,01            | 33,3611                 | 177       | 309       | 239       | 241       | 257       | 218       | 280       | 154       |
| 316,5          | 0,994716             | 1092                  | 19,179              | 0,01            | 33,3611                 | 136       | 315       | 240       | 217       | 225       | 220       | 295       | 174       |
| 639,4          | 0,999885             | 774                   | 28,749              | 0,01            | 33,3611                 | 205       | 360       | 277       | 213       | 195       | 192       | 285       | 199       |
| 1279,1         | 0,776355             | 554                   | 5,064               | 0,01            | 49,98498                | 97        | 136       | 205       | 143       | 198       | 235       | 152       | 150       |
| 927,8          | 1                    | 325                   | 43,893              | 0,01            | 49,97747                | 238       | 314       | 257       | 216       | 283       | 237       | 305       | 205       |
| 446,5          | 0,998924             | 1799                  | 24,123              | 0,01            | 49,98498                | 153       | 312       | 289       | 244       | 213       | 204       | 297       | 124       |
| 372,8          | 0,998826             | 1240                  | 24,288              | 0,01            | 49,98498                | 158       | 303       | 281       | 227       | 223       | 202       | 258       | 232       |
| 316,9          | 0,981227             | 1818                  | 15,723              | 0,01            | 49,98482                | 109       | 323       | 250       | 212       | 188       | 207       | 298       | 142       |
| 265,7          | 0,981502             | 1227                  | 16,137              | 0,01            | 49,98498                | 150       | 290       | 273       | 213       | 210       | 162       | 259       | 206       |
| 469,1          | 0,999191             | 1317                  | 21,09               | 0,01            | 49,98498                | 160       | 322       | 249       | 199       | 209       | 269       | 277       | 171       |
| 442,2          | 0,998498             | 1281                  | 20,964              | 0,01            | 49,98498                | 143       | 340       | 260       | 204       | 212       | 254       | 234       | 183       |
| 351,4          | 0,969656             | 1802                  | 13,569              | 0,01            | 49,98316                | 143       | 286       | 259       | 128       | 195       | 217       | 228       | 221       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 301,8          | 0,977092             | 1237                  | 15,696              | 0,01            | 49,98481                | 140       | 306       | 209       | 242       | 177       | 207       | 276       | 204       |
| 376,3          | 0,985678             | 1725                  | 16,224              | 0,01            | 49,98498                | 151       | 336       | 270       | 186       | 193       | 208       | 306       | 135       |
| 2615,5         | 1                    | 50                    | 112,818             | 0,01            | 49,97747                | 380       | 425       | 268       | 286       | 326       | 288       | 304       | 374       |
| 503,8          | 0,999124             | 878                   | 27,714              | 0,01            | 33,3611                 | 140       | 324       | 276       | 205       | 224       | 240       | 277       | 251       |
| 301,7          | 0,992536             | 1907                  | 16,116              | 0,01            | 49,98498                | 147       | 250       | 291       | 214       | 209       | 211       | 253       | 192       |
| 499,3          | 1                    | 1179                  | 24,213              | 0,01            | 48,16713                | 142       | 317       | 301       | 251       | 198       | 208       | 296       | 151       |
| 1038,2         | 1                    | 157                   | 46,089              | 0,01            | 49,97747                | 195       | 376       | 275       | 299       | 206       | 211       | 280       | 235       |
| 520,7          | 0,999306             | 1510                  | 23,712              | 0,01            | 49,98498                | 139       | 373       | 270       | 174       | 201       | 221       | 222       | 225       |
| 459,6          | 1                    | 1701                  | 30,201              | 0,01            | 49,98498                | 141       | 324       | 275       | 253       | 272       | 241       | 286       | 121       |
| 464,1          | 1                    | 1200                  | 32,91               | 0,01            | 49,98498                | 200       | 315       | 215       | 224       | 304       | 238       | 275       | 131       |
| 428,5          | 1                    | 2513                  | 26,067              | 0,01            | 49,98498                | 135       | 311       | 252       | 252       | 202       | 247       | 195       | 222       |
| 557,3          | 1                    | 880                   | 24,438              | 0,01            | 33,3611                 | 140       | 326       | 267       | 195       | 189       | 229       | 267       | 226       |
| 318,9          | 0,979927             | 1665                  | 13,953              | 0,01            | 49,98352                | 141       | 309       | 239       | 242       | 197       | 217       | 191       | 168       |
| 371,5          | 0,918497             | 958                   | 7,959               | 0,01            | 33,3611                 | 135       | 266       | 227       | 190       | 224       | 141       | 230       | 159       |
| 423,8          | 0,999087             | 1825                  | 18,639              | 0,01            | 49,98498                | 177       | 268       | 281       | 188       | 177       | 255       | 255       | 170       |
| 308,5          | 0,948415             | 1383                  | 13,794              | 0,02            | 49,98337                | 145       | 328       | 244       | 190       | 226       | 140       | 234       | 153       |
| 541,7          | 0,996851             | 730                   | 23,55               | 0,02            | 33,3611                 | 146       | 344       | 262       | 190       | 205       | 231       | 266       | 199       |
| 418,1          | 0,919578             | 1215                  | 10,011              | 0,02            | 49,99845                | 145       | 253       | 239       | 202       | 215       | 139       | 255       | 170       |
| 1247           | 1                    | 297                   | 52,221              | 0,02            | 49,97747                | 179       | 334       | 315       | 323       | 224       | 259       | 321       | 202       |
| 322,3          | 0,978618             | 2110                  | 14,559              | 0,02            | 49,98403                | 142       | 301       | 208       | 245       | 174       | 219       | 268       | 140       |
| 432,3          | 1                    | 2642                  | 28,893              | 0,02            | 49,98498                | 139       | 310       | 261       | 286       | 214       | 265       | 184       | 182       |
| 430,2          | 0,995746             | 1100                  | 27,081              | 0,02            | 33,3611                 | 186       | 301       | 253       | 199       | 281       | 208       | 264       | 186       |
| 635,8          | 1                    | 684                   | 36,039              | 0,02            | 46,90205                | 140       | 316       | 264       | 202       | 272       | 245       | 278       | 271       |
| 322,7          | 0,995284             | 1494                  | 19,281              | 0,02            | 49,98498                | 152       | 311       | 249       | 203       | 220       | 230       | 252       | 214       |
| 713,6          | 1                    | 510                   | 29,772              | 0,02            | 41,48659                | 142       | 329       | 292       | 254       | 214       | 239       | 255       | 183       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 305,7          | 0,995154             | 1665                  | 18,288              | 0,02            | 49,98498                | 140       | 296       | 240       | 265       | 200       | 205       | 270       | 161       |
| 416,3          | 0,995257             | 1133                  | 22,611              | 0,02            | 41,71918                | 142       | 307       | 216       | 247       | 170       | 228       | 270       | 231       |
| 479,1          | 0,999635             | 2154                  | 29,316              | 0,02            | 49,98498                | 185       | 346       | 235       | 267       | 217       | 232       | 218       | 182       |
| 354,8          | 0,967563             | 1660                  | 11,274              | 0,02            | 49,98155                | 130       | 259       | 287       | 179       | 179       | 200       | 238       | 192       |
| 1022,9         | 0,99983              | 442                   | 51,681              | 0,02            | 49,98498                | 176       | 339       | 270       | 325       | 269       | 228       | 331       | 219       |
| 305            | 0,980751             | 1494                  | 16,992              | 0,02            | 49,98498                | 106       | 314       | 255       | 185       | 192       | 198       | 289       | 193       |
| 513,4          | 0,999623             | 2810                  | 24,585              | 0,02            | 49,98498                | 202       | 300       | 316       | 191       | 205       | 209       | 306       | 103       |
| 532,8          | 1                    | 2063                  | 24,948              | 0,02            | 49,98498                | 112       | 321       | 274       | 219       | 156       | 263       | 324       | 151       |
| 1485,5         | 1                    | 165                   | 55,116              | 0,02            | 49,97747                | 152       | 351       | 323       | 319       | 220       | 299       | 302       | 198       |
| 387            | 0,925858             | 1294                  | 11,016              | 0,02            | 51,58476                | 151       | 263       | 240       | 189       | 208       | 113       | 252       | 162       |
| 646,8          | 1                    | 708                   | 31,839              | 0,02            | 33,3611                 | 142       | 313       | 277       | 228       | 219       | 199       | 299       | 240       |
| 2511,4         | 1                    | 120                   | 113,256             | 0,02            | 49,97747                | 360       | 426       | 300       | 281       | 414       | 246       | 317       | 332       |
| 705,2          | 1                    | 750                   | 30,852              | 0,02            | 40,63803                | 182       | 305       | 279       | 302       | 190       | 229       | 276       | 183       |
| 329            | 0,954654             | 1446                  | 9,615               | 0,02            | 49,97993                | 114       | 306       | 262       | 208       | 173       | 198       | 280       | 149       |
| 374,7          | 0,972284             | 1889                  | 12,609              | 0,02            | 49,98255                | 142       | 282       | 279       | 208       | 167       | 194       | 287       | 129       |
| 381,5          | 0,997664             | 1142                  | 19,743              | 0,02            | 43,33618                | 142       | 308       | 237       | 248       | 181       | 223       | 261       | 227       |
| 849,8          | 1                    | 844                   | 27,996              | 0,02            | 49,97753                | 180       | 362       | 274       | 227       | 179       | 283       | 247       | 188       |
| 371,3          | 0,944662             | 1406                  | 10,239              | 0,02            | 49,98239                | 135       | 274       | 194       | 198       | 223       | 204       | 255       | 162       |
| 968,2          | 1                    | 556                   | 40,92               | 0,03            | 49,98498                | 226       | 348       | 273       | 224       | 173       | 234       | 316       | 277       |
| 497,3          | 0,998967             | 1276                  | 29,226              | 0,03            | 49,98498                | 201       | 362       | 236       | 224       | 260       | 213       | 279       | 138       |
| 473,9          | 0,996543             | 1050                  | 19,182              | 0,03            | 33,3611                 | 139       | 325       | 279       | 211       | 181       | 235       | 277       | 168       |
| 1419,7         | 1                    | 307                   | 56,895              | 0,03            | 49,97747                | 236       | 317       | 266       | 235       | 272       | 310       | 321       | 241       |
| 347,2          | 0,995642             | 2233                  | 27,519              | 0,03            | 49,98498                | 231       | 294       | 172       | 251       | 219       | 237       | 222       | 158       |
| 396,2          | 0,903902             | 1088                  | 8,772               | 0,03            | 33,3611                 | 146       | 261       | 214       | 186       | 232       | 114       | 244       | 179       |
| 2240,6         | 0,586876             | 923                   | 6,945               | 0,03            | 49,98498                | 44        | 90        | 182       | 40        | 184       | 251       | 69        | 128       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 385,8          | 0,90386              | 1179                  | 13,692              | 0,03            | 54,84646                | 143       | 278       | 218       | 186       | 248       | 99        | 232       | 178       |
| 657,5          | 1                    | 841                   | 31,335              | 0,03            | 34,56253                | 142       | 347       | 249       | 255       | 225       | 238       | 255       | 198       |
| 407,7          | 0,896495             | 1308                  | 8,685               | 0,03            | 49,98498                | 144       | 274       | 228       | 186       | 209       | 99        | 240       | 173       |
| 327,6          | 0,964703             | 1231                  | 21,789              | 0,03            | 49,98498                | 135       | 306       | 257       | 193       | 281       | 158       | 246       | 139       |
| 1062,2         | 1                    | 417                   | 52,59               | 0,03            | 49,98498                | 263       | 336       | 272       | 232       | 266       | 205       | 344       | 212       |
| 540,2          | 0,999857             | 1093                  | 28,104              | 0,03            | 33,3611                 | 160       | 338       | 247       | 220       | 238       | 186       | 295       | 223       |
| 323,5          | 0,954421             | 1390                  | 15,738              | 0,03            | 49,98483                | 119       | 332       | 234       | 184       | 254       | 199       | 225       | 164       |
| 451,6          | 0,999003             | 2480                  | 29,685              | 0,03            | 49,98498                | 197       | 287       | 244       | 264       | 202       | 202       | 210       | 241       |
| 1207,3         | 1                    | 358                   | 46,878              | 0,03            | 49,97956                | 138       | 331       | 313       | 243       | 220       | 270       | 294       | 270       |
| 1191,1         | 1                    | 421                   | 45,93               | 0,03            | 49,98498                | 217       | 331       | 281       | 242       | 176       | 278       | 302       | 263       |
| 310,8          | 0,991797             | 1709                  | 20,361              | 0,03            | 49,98498                | 206       | 320       | 224       | 190       | 216       | 184       | 270       | 186       |
| 718,7          | 1                    | 581                   | 31,212              | 0,03            | 41,97583                | 161       | 305       | 290       | 272       | 201       | 223       | 281       | 181       |
| 397,2          | 0,996131             | 2693                  | 22,458              | 0,03            | 49,98498                | 157       | 355       | 276       | 187       | 229       | 206       | 268       | 102       |
| 1004,5         | 0,774307             | 1060                  | 10,665              | 0,03            | 50,87125                | 125       | 328       | 268       | 132       | 105       | 121       | 77        | 161       |

## TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 2

Çizelge Ek-C.1 Test problemi 2'nin sayısal sonuçları

| Maliyet | Doluluk Oranı | Tedarik Gecik. | Kalite Kaybı | Uygunluk | Bulanık Uygunluk | S1  | S2  | S3  | S4  | S5  | S6  | S7  | S8  |
|---------|---------------|----------------|--------------|----------|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1281,4  | 1             | 423            | 50,157       | 0,01     | 49,98498         | 214 | 350 | 299 | 306 | 214 | 250 | 290 | 185 |
| 474,5   | 0,999034      | 1298           | 25,431       | 0,01     | 49,98498         | 192 | 336 | 280 | 223 | 202 | 165 | 269 | 161 |
| 349,5   | 0,993846      | 1185           | 18,243       | 0,01     | 48,74172         | 168 | 335 | 272 | 195 | 202 | 179 | 275 | 158 |
| 502,1   | 0,999282      | 1968           | 24,399       | 0,01     | 49,98498         | 228 | 308 | 221 | 186 | 144 | 244 | 264 | 204 |
| 1337,8  | 1             | 317            | 47,394       | 0,01     | 49,97747         | 207 | 409 | 363 | 254 | 195 | 222 | 291 | 180 |
| 378,5   | 0,923923      | 902            | 6,54         | 0,01     | 33,3611          | 145 | 301 | 155 | 175 | 187 | 233 | 254 | 131 |
| 677,3   | 1             | 666            | 35,547       | 0,01     | 45,88352         | 202 | 330 | 248 | 244 | 247 | 230 | 252 | 215 |
| 369,5   | 0,995933      | 2260           | 24,18        | 0,01     | 49,98498         | 168 | 253 | 289 | 289 | 189 | 178 | 253 | 183 |
| 928,6   | 1             | 489            | 41,235       | 0,01     | 49,98498         | 194 | 290 | 364 | 262 | 201 | 215 | 278 | 227 |
| 1229,8  | 1             | 313            | 62,793       | 0,01     | 49,97747         | 178 | 359 | 270 | 305 | 287 | 210 | 350 | 258 |
| 326,5   | 0,987429      | 1517           | 21,834       | 0,01     | 49,98498         | 132 | 274 | 217 | 232 | 242 | 196 | 276 | 201 |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 655,1          | 1                    | 1205                  | 27,993              | 0,01            | 49,98498                | 227       | 368       | 238       | 201       | 170       | 226       | 248       | 203       |
| 526            | 1                    | 2035                  | 28,575              | 0,01            | 49,98498                | 180       | 275       | 246       | 280       | 151       | 262       | 278       | 191       |
| 416,2          | 0,996735             | 2899                  | 22,482              | 0,01            | 49,98498                | 147       | 345       | 240       | 275       | 200       | 216       | 201       | 184       |
| 921,6          | 1                    | 507                   | 43,524              | 0,01            | 49,98498                | 283       | 336       | 277       | 237       | 225       | 233       | 281       | 217       |
| 824,7          | 0,998812             | 650                   | 45,381              | 0,01            | 49,98498                | 200       | 323       | 245       | 310       | 242       | 216       | 315       | 197       |
| 1293,8         | 1                    | 414                   | 49,962              | 0,01            | 49,98498                | 154       | 313       | 361       | 226       | 206       | 224       | 409       | 209       |
| 407,9          | 0,998431             | 1689                  | 24,906              | 0,01            | 49,98498                | 200       | 260       | 265       | 221       | 183       | 191       | 236       | 238       |
| 454,7          | 1                    | 2456                  | 35,583              | 0,01            | 49,98498                | 189       | 312       | 271       | 276       | 289       | 197       | 237       | 109       |
| 468,9          | 1                    | 2494                  | 33,21               | 0,01            | 49,98498                | 204       | 286       | 318       | 246       | 209       | 144       | 244       | 161       |
| 245,6          | 0,972516             | 1175                  | 9,813               | 0,01            | 47,02989                | 145       | 319       | 200       | 186       | 179       | 254       | 257       | 132       |
| 406,4          | 0,998216             | 2301                  | 26,16               | 0,01            | 49,98498                | 138       | 295       | 206       | 181       | 228       | 312       | 281       | 143       |
| 339,1          | 0,990453             | 1821                  | 16,2                | 0,01            | 49,98498                | 222       | 281       | 238       | 227       | 187       | 218       | 221       | 171       |
| 710,6          | 0,830382             | 984                   | 6,225               | 0,01            | 41,1898                 | 104       | 314       | 140       | 181       | 130       | 226       | 229       | 140       |
| 922,8          | 0,755312             | 874                   | 5,22                | 0,01            | 49,98498                | 167       | 290       | 153       | 192       | 128       | 70        | 207       | 91        |
| 1541           | 0,693492             | 290                   | 1,815               | 0,01            | 49,98332                | 148       | 215       | 166       | 59        | 177       | 101       | 197       | 124       |
| 419,2          | 0,999425             | 1740                  | 29,025              | 0,01            | 49,98498                | 173       | 276       | 268       | 283       | 213       | 194       | 251       | 196       |
| 1298,4         | 1                    | 149                   | 53,367              | 0,01            | 49,97747                | 145       | 373       | 309       | 327       | 212       | 255       | 362       | 226       |
| 756,7          | 1                    | 724                   | 32,7                | 0,01            | 45,09383                | 228       | 353       | 233       | 257       | 166       | 226       | 276       | 204       |
| 1958,9         | 1                    | 0                     | 69,9                | 0,01            | 49,97747                | 256       | 390       | 305       | 255       | 208       | 274       | 404       | 231       |
| 387,3          | 0,997493             | 1573                  | 24,801              | 0,01            | 49,98498                | 108       | 280       | 270       | 241       | 214       | 239       | 297       | 176       |
| 1700           | 1                    | 50                    | 71,574              | 0,01            | 49,97747                | 205       | 378       | 280       | 296       | 228       | 253       | 319       | 349       |
| 584,7          | 1                    | 819                   | 30,201              | 0,01            | 33,3611                 | 182       | 317       | 211       | 261       | 184       | 270       | 289       | 199       |
| 631,8          | 1                    | 924                   | 29,805              | 0,01            | 33,3611                 | 189       | 313       | 263       | 262       | 185       | 239       | 251       | 225       |
| 488,5          | 1                    | 1442                  | 30,045              | 0,01            | 49,98498                | 195       | 311       | 266       | 284       | 201       | 171       | 252       | 183       |
| 509,2          | 0,999271             | 1100                  | 28,311              | 0,01            | 33,3611                 | 157       | 283       | 286       | 214       | 196       | 201       | 253       | 272       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 439,8          | 0,999491             | 2629                  | 27,972              | 0,01            | 49,98498                | 178       | 209       | 273       | 284       | 212       | 226       | 252       | 162       |
| 529,1          | 0,999803             | 1542                  | 26,871              | 0,01            | 49,98498                | 224       | 279       | 240       | 234       | 181       | 218       | 283       | 170       |
| 485,7          | 0,999852             | 2266                  | 26,454              | 0,01            | 49,98498                | 232       | 280       | 239       | 259       | 201       | 217       | 221       | 165       |
| 281,2          | 0,995379             | 1582                  | 18,117              | 0,01            | 49,98498                | 176       | 271       | 231       | 244       | 189       | 218       | 250       | 202       |
| 298,6          | 0,986823             | 2187                  | 21,513              | 0,02            | 49,98498                | 135       | 302       | 180       | 185       | 237       | 279       | 281       | 130       |
| 731,3          | 1                    | 856                   | 33,729              | 0,02            | 43,10719                | 254       | 309       | 268       | 224       | 206       | 226       | 257       | 243       |
| 1809,9         | 1                    | 130                   | 79,842              | 0,02            | 49,97747                | 195       | 368       | 351       | 432       | 224       | 209       | 359       | 262       |
| 501,8          | 0,919843             | 971                   | 7,005               | 0,02            | 33,3611                 | 167       | 295       | 212       | 193       | 161       | 231       | 223       | 127       |
| 2136,4         | 1                    | 0                     | 89,412              | 0,02            | 49,97747                | 259       | 401       | 316       | 306       | 287       | 252       | 294       | 333       |
| 302,7          | 0,979281             | 1585                  | 19,05               | 0,02            | 49,98498                | 168       | 304       | 208       | 220       | 254       | 219       | 251       | 131       |
| 311,8          | 0,987155             | 2038                  | 18,411              | 0,02            | 49,98498                | 177       | 233       | 232       | 261       | 203       | 228       | 245       | 178       |
| 277,9          | 0,966902             | 1344                  | 11,967              | 0,02            | 49,98124                | 173       | 304       | 180       | 208       | 191       | 221       | 252       | 151       |
| 680,7          | 1                    | 2035                  | 28,548              | 0,02            | 49,98498                | 202       | 258       | 308       | 229       | 184       | 250       | 310       | 174       |
| 686,2          | 1                    | 1341                  | 29,415              | 0,02            | 49,98498                | 188       | 284       | 277       | 229       | 195       | 251       | 309       | 161       |
| 738,6          | 0,999943             | 777                   | 42,417              | 0,02            | 49,98498                | 147       | 360       | 274       | 214       | 284       | 197       | 300       | 255       |
| 450,9          | 0,99761              | 2042                  | 27,654              | 0,02            | 49,98498                | 129       | 267       | 309       | 214       | 224       | 190       | 316       | 206       |
| 316,7          | 0,969032             | 1941                  | 13,782              | 0,02            | 49,98336                | 190       | 276       | 231       | 199       | 160       | 195       | 234       | 211       |
| 409,6          | 0,99469              | 2370                  | 21,582              | 0,02            | 49,98498                | 164       | 372       | 222       | 226       | 211       | 196       | 241       | 156       |
| 314,1          | 0,991944             | 2105                  | 23,745              | 0,02            | 49,98498                | 133       | 288       | 304       | 251       | 214       | 144       | 239       | 201       |
| 524,2          | 1                    | 1846                  | 32,04               | 0,02            | 49,98498                | 167       | 287       | 288       | 284       | 162       | 189       | 246       | 250       |
| 424,5          | 0,93595              | 1370                  | 10,23               | 0,02            | 50,28771                | 153       | 302       | 168       | 153       | 178       | 239       | 288       | 133       |
| 575,5          | 1                    | 1715                  | 32,154              | 0,02            | 49,98498                | 233       | 276       | 249       | 291       | 209       | 215       | 277       | 166       |
| 1360,5         | 1                    | 391                   | 51,621              | 0,02            | 49,9843                 | 226       | 373       | 328       | 301       | 180       | 198       | 298       | 208       |
| 397,9          | 0,967516             | 1751                  | 17,373              | 0,02            | 49,98498                | 119       | 267       | 187       | 221       | 195       | 282       | 279       | 169       |
| 2215,4         | 1                    | 78                    | 70,398              | 0,02            | 49,97747                | 179       | 379       | 296       | 310       | 226       | 384       | 329       | 218       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 434,8          | 0,993272             | 1298                  | 24,801              | 0,02            | 49,98498                | 172       | 292       | 306       | 251       | 198       | 149       | 262       | 216       |
| 683,9          | 0,999519             | 1469                  | 28,545              | 0,02            | 49,98498                | 147       | 285       | 321       | 227       | 200       | 252       | 310       | 200       |
| 2459,5         | 1                    | 0                     | 79,032              | 0,02            | 49,97747                | 176       | 392       | 321       | 288       | 259       | 411       | 313       | 235       |
| 551,6          | 1                    | 1732                  | 31,497              | 0,02            | 49,98498                | 208       | 327       | 298       | 285       | 164       | 171       | 258       | 183       |
| 459,9          | 0,998409             | 1751                  | 28,653              | 0,02            | 49,98498                | 175       | 235       | 283       | 291       | 210       | 201       | 253       | 185       |
| 616,9          | 1                    | 2395                  | 29,409              | 0,02            | 49,98498                | 126       | 326       | 240       | 287       | 196       | 315       | 243       | 121       |
| 467            | 0,882155             | 1194                  | 7,413               | 0,02            | 49,51877                | 82        | 277       | 156       | 217       | 175       | 208       | 271       | 167       |
| 1328,3         | 1                    | 346                   | 60,69               | 0,02            | 49,97747                | 122       | 388       | 345       | 254       | 268       | 211       | 294       | 295       |
| 430,9          | 0,998929             | 1800                  | 29,433              | 0,02            | 49,98498                | 121       | 264       | 302       | 251       | 197       | 204       | 246       | 257       |
| 430,3          | 0,940218             | 1812                  | 16,407              | 0,03            | 49,98498                | 193       | 294       | 161       | 222       | 116       | 220       | 219       | 177       |
| 345,9          | 0,954509             | 1827                  | 12,972              | 0,03            | 49,98253                | 190       | 268       | 226       | 227       | 136       | 181       | 238       | 179       |
| 640,3          | 0,99568              | 2788                  | 24,696              | 0,03            | 49,98498                | 192       | 288       | 273       | 231       | 176       | 251       | 313       | 148       |
| 826,4          | 1                    | 792                   | 43,305              | 0,03            | 49,98498                | 282       | 299       | 254       | 243       | 252       | 231       | 257       | 213       |
| 545,7          | 1                    | 1908                  | 33,309              | 0,03            | 49,98498                | 156       | 304       | 306       | 251       | 176       | 152       | 305       | 234       |
| 406,9          | 0,9905               | 2449                  | 22,602              | 0,03            | 49,98498                | 208       | 227       | 280       | 247       | 190       | 184       | 254       | 185       |
| 531,9          | 1                    | 1981                  | 38,307              | 0,03            | 49,98498                | 186       | 258       | 238       | 317       | 236       | 169       | 292       | 210       |
| 699,5          | 1                    | 935                   | 32,493              | 0,03            | 40,02993                | 181       | 299       | 316       | 281       | 186       | 213       | 244       | 206       |
| 976            | 0,999609             | 616                   | 58,182              | 0,03            | 49,98498                | 156       | 320       | 256       | 276       | 362       | 238       | 271       | 300       |
| 1733,9         | 1                    | 184                   | 78,462              | 0,03            | 49,97747                | 238       | 378       | 324       | 311       | 288       | 207       | 322       | 308       |
| 340,2          | 0,972789             | 2572                  | 18,378              | 0,03            | 49,98498                | 198       | 244       | 200       | 193       | 149       | 194       | 236       | 226       |
| 681,3          | 0,860127             | 1113                  | 8,454               | 0,03            | 37,89287                | 50        | 243       | 200       | 179       | 149       | 209       | 234       | 206       |
| 1229,8         | 0,747518             | 909                   | 8,79                | 0,03            | 49,98498                | 67        | 226       | 152       | 67        | 115       | 207       | 230       | 222       |
| 398,4          | 0,995117             | 2106                  | 27,438              | 0,03            | 49,98498                | 188       | 299       | 171       | 236       | 163       | 286       | 240       | 201       |
| 1310           | 1                    | 395                   | 63,747              | 0,03            | 49,98462                | 344       | 347       | 253       | 232       | 304       | 217       | 299       | 235       |
| 346            | 0,98898              | 2059                  | 27,072              | 0,03            | 49,98498                | 82        | 253       | 304       | 225       | 246       | 237       | 278       | 192       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1802,6         | 1                    | 250                   | 73,038              | 0,03            | 49,97747                | 210       | 386       | 365       | 261       | 193       | 224       | 382       | 278       |
| 995            | 1                    | 720                   | 43,302              | 0,03            | 49,98498                | 164       | 369       | 272       | 292       | 191       | 245       | 254       | 294       |
| 342,7          | 0,987557             | 2033                  | 20,565              | 0,03            | 49,98498                | 161       | 289       | 222       | 275       | 164       | 200       | 226       | 208       |
| 422,2          | 0,993902             | 2583                  | 23,616              | 0,03            | 49,98498                | 164       | 225       | 258       | 290       | 164       | 236       | 251       | 183       |
| 810,3          | 0,998974             | 1044                  | 31,827              | 0,03            | 48,28098                | 186       | 294       | 285       | 231       | 176       | 261       | 318       | 210       |
| 447            | 0,996058             | 2030                  | 28,668              | 0,03            | 49,98498                | 203       | 290       | 187       | 170       | 182       | 207       | 330       | 237       |
| 638,6          | 1                    | 991                   | 33,015              | 0,03            | 38,20955                | 170       | 313       | 322       | 271       | 235       | 221       | 245       | 185       |
| 373,1          | 0,987209             | 1921                  | 20,487              | 0,04            | 49,98498                | 225       | 272       | 215       | 222       | 191       | 196       | 237       | 171       |
| 2084           | 0,999329             | 178                   | 76,47               | 0,04            | 49,97747                | 237       | 500       | 266       | 262       | 233       | 251       | 295       | 287       |
| 373,6          | 0,951699             | 2000                  | 12,975              | 0,04            | 49,98253                | 171       | 289       | 189       | 229       | 138       | 219       | 259       | 130       |
| 484,9          | 0,998571             | 2341                  | 34,059              | 0,04            | 49,98498                | 143       | 222       | 262       | 305       | 252       | 232       | 249       | 219       |
| 373,2          | 0,989045             | 2420                  | 21,726              | 0,04            | 49,98498                | 155       | 213       | 274       | 281       | 167       | 203       | 253       | 187       |
| 1856,5         | 1                    | 256                   | 75,084              | 0,04            | 49,97747                | 315       | 389       | 222       | 255       | 214       | 264       | 382       | 257       |
| 457,9          | 0,996393             | 2414                  | 27,042              | 0,04            | 49,98498                | 168       | 216       | 236       | 272       | 207       | 233       | 256       | 175       |

## TEST PROBLEMİ SAYISAL SONUÇLAR 3

Çizelge Ek-D.1 Test problemi 3'ün sayısal sonuçları

| Maliyet | Doluluk Oranı | Tedarik Gecik. | Kalite Kaybı | Uygunluk | Bulanık Uygunluk | S1  | S2  | S3  | S4  | S5  | S6  | S7  | S8  |
|---------|---------------|----------------|--------------|----------|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 820,7   | 0,999008      | 999            | 28,38        | 0,01     | 48,77379         | 187 | 391 | 267 | 211 | 180 | 235 | 273 | 180 |
| 475,5   | 0,999417      | 1158           | 27,435       | 0,01     | 45,73557         | 148 | 312 | 281 | 232 | 233 | 223 | 244 | 215 |
| 749,1   | 1             | 785            | 34,878       | 0,01     | 44,53702         | 192 | 322 | 214 | 217 | 210 | 318 | 246 | 222 |
| 371,3   | 1             | 1724           | 21,978       | 0,01     | 49,98498         | 118 | 317 | 212 | 237 | 190 | 270 | 245 | 197 |
| 3484,2  | 1             | 0              | 120,768      | 0,01     | 49,97747         | 173 | 392 | 407 | 242 | 421 | 445 | 363 | 253 |
| 1721    | 0,999853      | 123            | 59,679       | 0,01     | 49,97747         | 192 | 345 | 326 | 273 | 253 | 315 | 327 | 172 |
| 804,2   | 0,824206      | 717            | 6,075        | 0,01     | 47,97503         | 113 | 322 | 152 | 122 | 205 | 206 | 228 | 114 |
| 2013,1  | 1             | 65             | 76,581       | 0,01     | 49,97747         | 210 | 385 | 473 | 257 | 214 | 231 | 296 | 292 |
| 959,3   | 0,738434      | 734            | 5,01         | 0,01     | 49,98498         | 112 | 286 | 125 | 222 | 169 | 131 | 213 | 51  |
| 3406    | 1             | 0              | 128,28       | 0,01     | 49,97747         | 196 | 382 | 405 | 244 | 500 | 439 | 368 | 252 |
| 349,3   | 0,987467      | 1899           | 19,629       | 0,01     | 49,98498         | 143 | 284 | 208 | 245 | 172 | 218 | 283 | 200 |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 561,3          | 0,999194             | 652                   | 31,59               | 0,01            | 33,3611                 | 148       | 355       | 261       | 240       | 268       | 209       | 297       | 170       |
| 2744,3         | 1                    | 48                    | 82,536              | 0,01            | 49,97747                | 184       | 373       | 302       | 248       | 222       | 444       | 432       | 218       |
| 1233,8         | 1                    | 488                   | 40,263              | 0,01            | 49,98498                | 158       | 450       | 257       | 238       | 199       | 253       | 281       | 178       |
| 350,1          | 0,993716             | 1034                  | 19,746              | 0,01            | 33,3611                 | 143       | 319       | 232       | 206       | 231       | 244       | 251       | 178       |
| 373,7          | 0,968849             | 1680                  | 9,681               | 0,01            | 49,9825                 | 133       | 254       | 255       | 178       | 173       | 246       | 254       | 168       |
| 300,4          | 0,985831             | 1296                  | 17,388              | 0,01            | 49,98498                | 166       | 292       | 239       | 202       | 244       | 209       | 266       | 184       |
| 425,4          | 0,997629             | 1387                  | 22,248              | 0,01            | 49,98498                | 152       | 321       | 311       | 188       | 186       | 208       | 218       | 219       |
| 1029,9         | 0,79518              | 532                   | 4,32                | 0,01            | 49,98498                | 142       | 236       | 169       | 208       | 89        | 222       | 187       | 114       |
| 769,1          | 1                    | 966                   | 31,314              | 0,01            | 45,94031                | 172       | 314       | 350       | 259       | 168       | 218       | 269       | 189       |
| 479,2          | 0,895434             | 1157                  | 7,791               | 0,01            | 45,60109                | 122       | 288       | 228       | 229       | 154       | 168       | 251       | 127       |
| 401,4          | 1                    | 1831                  | 21,972              | 0,01            | 49,98498                | 168       | 355       | 238       | 256       | 192       | 230       | 231       | 187       |
| 427,1          | 0,936232             | 1171                  | 11,241              | 0,01            | 47,98263                | 149       | 269       | 220       | 132       | 243       | 218       | 215       | 134       |
| 237,1          | 0,979938             | 1553                  | 11,922              | 0,01            | 49,98117                | 153       | 284       | 229       | 193       | 215       | 202       | 274       | 181       |
| 467            | 0,987603             | 1906                  | 19,062              | 0,01            | 49,98498                | 187       | 329       | 313       | 208       | 188       | 227       | 239       | 117       |
| 561,8          | 0,884774             | 935                   | 6,075               | 0,01            | 33,3611                 | 94        | 244       | 162       | 181       | 170       | 232       | 259       | 164       |
| 277,7          | 0,984431             | 1547                  | 13,743              | 0,01            | 49,98333                | 112       | 301       | 279       | 214       | 190       | 232       | 259       | 145       |
| 495            | 0,915275             | 1080                  | 7,05                | 0,01            | 33,3611                 | 151       | 272       | 228       | 224       | 174       | 167       | 253       | 120       |
| 478,1          | 1                    | 1318                  | 28,584              | 0,01            | 49,98498                | 148       | 286       | 288       | 296       | 200       | 212       | 283       | 180       |
| 2161,5         | 1                    | 20                    | 108,072             | 0,01            | 49,97747                | 212       | 372       | 305       | 294       | 500       | 257       | 358       | 315       |
| 366,3          | 0,954475             | 1167                  | 13,26               | 0,01            | 46,36933                | 122       | 295       | 275       | 197       | 232       | 203       | 238       | 138       |
| 348,5          | 0,974005             | 1346                  | 13,623              | 0,01            | 49,98321                | 142       | 314       | 228       | 230       | 156       | 220       | 248       | 202       |
| 2205,8         | 0,594231             | 205                   | 2,1                 | 0,01            | 49,97747                | 55        | 176       | 180       | 16        | 77        | 219       | 195       | 150       |
| 1251,4         | 0,721909             | 507                   | 4,515               | 0,01            | 49,98498                | 128       | 308       | 200       | 31        | 191       | 97        | 206       | 116       |
| 316,4          | 0,998795             | 2158                  | 19,11               | 0,01            | 49,98498                | 153       | 257       | 301       | 206       | 211       | 238       | 218       | 157       |
| 1825,5         | 0,695138             | 338                   | 1,71                | 0,01            | 49,98338                | 90        | 95        | 180       | 100       | 154       | 193       | 255       | 127       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1221,6         | 1                    | 250                   | 42                  | 0,01            | 49,97747                | 147       | 381       | 263       | 264       | 228       | 298       | 292       | 185       |
| 1584,6         | 1                    | 96                    | 65,544              | 0,01            | 49,97747                | 173       | 351       | 309       | 282       | 268       | 269       | 340       | 259       |
| 460,4          | 0,94787              | 1448                  | 10,26               | 0,01            | 49,98498                | 124       | 249       | 265       | 204       | 194       | 225       | 254       | 123       |
| 796,3          | 1                    | 1172                  | 27,36               | 0,01            | 47,55919                | 165       | 347       | 249       | 219       | 213       | 293       | 247       | 164       |
| 1555,7         | 1                    | 219                   | 74,67               | 0,01            | 49,97747                | 156       | 385       | 327       | 241       | 357       | 209       | 366       | 254       |
| 330,7          | 0,99161              | 2173                  | 16,182              | 0,01            | 49,98498                | 154       | 257       | 234       | 205       | 187       | 284       | 237       | 169       |
| 301,2          | 0,991029             | 1977                  | 18,582              | 0,01            | 49,98498                | 139       | 251       | 283       | 252       | 224       | 214       | 237       | 151       |
| 486,3          | 0,997965             | 1140                  | 22,389              | 0,01            | 42,9953                 | 154       | 313       | 281       | 235       | 191       | 242       | 226       | 179       |
| 671,6          | 1                    | 1059                  | 28,35               | 0,01            | 36,6167                 | 182       | 313       | 323       | 231       | 205       | 235       | 295       | 126       |
| 824,7          | 1                    | 355                   | 41,829              | 0,01            | 49,97884                | 142       | 349       | 260       | 256       | 266       | 239       | 298       | 223       |
| 1183,5         | 1                    | 602                   | 39,897              | 0,01            | 49,98498                | 223       | 297       | 262       | 230       | 181       | 326       | 288       | 206       |
| 288,2          | 0,980686             | 1450                  | 13,236              | 0,01            | 49,98282                | 126       | 300       | 259       | 208       | 192       | 216       | 248       | 139       |
| 1143,3         | 1                    | 469                   | 51,135              | 0,02            | 49,98498                | 158       | 362       | 234       | 193       | 283       | 280       | 342       | 222       |
| 1059,6         | 1                    | 874                   | 39,288              | 0,02            | 49,98498                | 138       | 296       | 273       | 288       | 160       | 327       | 291       | 204       |
| 567,6          | 0,907293             | 1346                  | 9,585               | 0,02            | 49,98498                | 145       | 323       | 264       | 161       | 185       | 223       | 170       | 106       |
| 279,1          | 0,980254             | 2067                  | 16,434              | 0,02            | 49,98498                | 154       | 236       | 205       | 278       | 190       | 223       | 240       | 158       |
| 1386,2         | 1                    | 338                   | 53,088              | 0,02            | 49,97747                | 249       | 388       | 261       | 227       | 233       | 257       | 295       | 229       |
| 484,4          | 0,961601             | 1880                  | 10,725              | 0,02            | 49,98498                | 161       | 192       | 240       | 196       | 198       | 244       | 275       | 159       |
| 917,8          | 1                    | 936                   | 37,869              | 0,02            | 49,98498                | 147       | 360       | 299       | 253       | 266       | 252       | 292       | 151       |
| 398,2          | 1                    | 2277                  | 29,334              | 0,02            | 49,98498                | 142       | 233       | 295       | 254       | 275       | 224       | 256       | 179       |
| 1131,6         | 0,774488             | 750                   | 5,775               | 0,02            | 49,98498                | 140       | 264       | 148       | 146       | 89        | 270       | 181       | 113       |
| 2373,9         | 1                    | 252                   | 61,758              | 0,02            | 49,97747                | 151       | 362       | 291       | 251       | 180       | 500       | 286       | 211       |
| 388,3          | 0,996353             | 2070                  | 23,199              | 0,02            | 49,98498                | 209       | 325       | 268       | 204       | 120       | 195       | 249       | 227       |
| 789,2          | 0,999759             | 932                   | 45,489              | 0,02            | 49,98498                | 114       | 372       | 292       | 263       | 301       | 230       | 261       | 216       |
| 544,1          | 1                    | 1355                  | 32,763              | 0,02            | 49,98498                | 199       | 261       | 288       | 234       | 253       | 223       | 257       | 187       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1764,5         | 1                    | 128                   | 66,228              | 0,02            | 49,97747                | 165       | 410       | 276       | 268       | 230       | 290       | 310       | 353       |
| 786,8          | 1                    | 1012                  | 34,395              | 0,02            | 47,02813                | 173       | 365       | 228       | 271       | 210       | 274       | 239       | 184       |
| 420,4          | 0,993682             | 1411                  | 20,622              | 0,02            | 49,98498                | 161       | 348       | 276       | 189       | 215       | 203       | 227       | 149       |
| 1113,9         | 0,999843             | 503                   | 44,82               | 0,02            | 49,98498                | 148       | 402       | 269       | 248       | 266       | 241       | 305       | 185       |
| 1553           | 0,739272             | 715                   | 4,785               | 0,02            | 49,98498                | 74        | 96        | 205       | 103       | 132       | 238       | 260       | 162       |
| 906            | 1                    | 1043                  | 33,381              | 0,02            | 49,98498                | 128       | 328       | 239       | 242       | 184       | 320       | 258       | 205       |
| 1198,7         | 0,731561             | 663                   | 4,515               | 0,02            | 49,98498                | 61        | 250       | 158       | 226       | 116       | 213       | 184       | 93        |
| 431,5          | 0,997318             | 1571                  | 24,927              | 0,02            | 49,98498                | 161       | 303       | 215       | 254       | 200       | 198       | 313       | 176       |
| 357,3          | 0,995086             | 2680                  | 22,362              | 0,02            | 49,98498                | 186       | 233       | 254       | 233       | 191       | 236       | 228       | 195       |
| 1368,1         | 0,997987             | 307                   | 56,997              | 0,02            | 49,97747                | 158       | 375       | 258       | 249       | 197       | 246       | 395       | 302       |
| 387,4          | 0,991077             | 2680                  | 18,957              | 0,02            | 49,98498                | 123       | 380       | 223       | 190       | 181       | 243       | 252       | 130       |
| 880            | 0,858286             | 995                   | 11,745              | 0,02            | 52,63981                | 128       | 262       | 272       | 127       | 217       | 182       | 204       | 64        |
| 1213           | 1                    | 582                   | 44,88               | 0,02            | 49,98498                | 172       | 384       | 389       | 230       | 190       | 203       | 293       | 208       |
| 1405,5         | 1                    | 294                   | 54,894              | 0,02            | 49,97747                | 227       | 392       | 262       | 255       | 193       | 247       | 336       | 256       |
| 302,6          | 0,984534             | 2186                  | 17,394              | 0,02            | 49,98498                | 162       | 263       | 287       | 228       | 215       | 198       | 225       | 147       |
| 956,4          | 1                    | 635                   | 52,428              | 0,02            | 49,98498                | 134       | 323       | 247       | 275       | 288       | 262       | 307       | 269       |
| 1320,7         | 1                    | 433                   | 57,171              | 0,03            | 49,98498                | 183       | 378       | 204       | 250       | 230       | 286       | 409       | 210       |
| 1884,2         | 1                    | 202                   | 70,254              | 0,03            | 49,97747                | 184       | 382       | 241       | 245       | 214       | 338       | 438       | 248       |
| 1346,9         | 1                    | 368                   | 62,1                | 0,03            | 49,98151                | 179       | 323       | 349       | 243       | 312       | 229       | 269       | 262       |
| 943,7          | 1                    | 940                   | 38,784              | 0,03            | 49,98498                | 175       | 309       | 225       | 255       | 216       | 324       | 307       | 194       |
| 1384,9         | 1                    | 396                   | 46,653              | 0,03            | 49,9847                 | 155       | 336       | 265       | 235       | 198       | 342       | 325       | 221       |
| 761,7          | 1                    | 1389                  | 29,25               | 0,03            | 49,98498                | 175       | 296       | 269       | 205       | 226       | 284       | 294       | 143       |
| 893,4          | 1                    | 845                   | 42,639              | 0,03            | 49,98498                | 214       | 332       | 192       | 230       | 194       | 309       | 313       | 233       |
| 640,6          | 1                    | 1969                  | 28,029              | 0,03            | 49,98498                | 124       | 307       | 338       | 214       | 178       | 228       | 339       | 159       |
| 602,9          | 1                    | 1502                  | 42,705              | 0,03            | 49,98492                | 187       | 295       | 298       | 287       | 301       | 195       | 266       | 135       |

| <b>Maliyet</b> | <b>Doluluk Oranı</b> | <b>Tedarik Gecik.</b> | <b>Kalite Kaybı</b> | <b>Uygunluk</b> | <b>Bulanık Uygunluk</b> | <b>S1</b> | <b>S2</b> | <b>S3</b> | <b>S4</b> | <b>S5</b> | <b>S6</b> | <b>S7</b> | <b>S8</b> |
|----------------|----------------------|-----------------------|---------------------|-----------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 531,8          | 1                    | 2048                  | 26,694              | 0,03            | 49,98498                | 145       | 279       | 343       | 207       | 221       | 237       | 234       | 138       |
| 598,5          | 0,997993             | 1907                  | 25,365              | 0,03            | 49,98498                | 126       | 284       | 240       | 218       | 159       | 291       | 293       | 196       |
| 1072,2         | 1                    | 697                   | 60,576              | 0,03            | 49,98498                | 153       | 319       | 216       | 198       | 343       | 264       | 379       | 309       |
| 1766           | 1                    | 204                   | 98,859              | 0,03            | 49,97747                | 145       | 360       | 286       | 239       | 500       | 271       | 308       | 456       |
| 496,8          | 0,92839              | 1577                  | 11,868              | 0,03            | 52,63338                | 178       | 262       | 230       | 222       | 190       | 168       | 247       | 119       |
| 564            | 0,91725              | 1480                  | 13,095              | 0,03            | 55,57964                | 148       | 272       | 257       | 131       | 247       | 183       | 217       | 120       |
| 994            | 0,81087              | 938                   | 7,092               | 0,03            | 49,98498                | 91        | 214       | 200       | 138       | 145       | 179       | 256       | 193       |
| 456            | 0,999392             | 1888                  | 31,512              | 0,03            | 49,98498                | 163       | 268       | 203       | 287       | 242       | 219       | 316       | 160       |
| 489            | 0,998946             | 1522                  | 29,139              | 0,03            | 49,98498                | 127       | 307       | 193       | 250       | 212       | 271       | 319       | 168       |
| 988            | 0,760081             | 1068                  | 7,59                | 0,03            | 49,98498                | 47        | 253       | 154       | 226       | 107       | 228       | 185       | 120       |
| 680,8          | 1                    | 1493                  | 29,97               | 0,03            | 49,98498                | 178       | 325       | 337       | 231       | 202       | 209       | 292       | 118       |
| 644,3          | 0,887359             | 1414                  | 10,395              | 0,04            | 50,49449                | 69        | 218       | 184       | 192       | 177       | 270       | 258       | 164       |
| 887,5          | 1                    | 1190                  | 32,634              | 0,04            | 49,9846                 | 158       | 389       | 233       | 250       | 186       | 284       | 239       | 182       |
| 1767           | 1                    | 448                   | 48,867              | 0,04            | 49,98498                | 160       | 390       | 274       | 234       | 186       | 388       | 261       | 196       |

## ÖZGEÇMİŞ

---

### KİŞİSEL BİLGİLER

**Adı Soyadı** : Ali VARLI  
**Doğum Tarihi ve Yeri** : 02.10.1981 İsviçre  
**Yabancı Dili** : İngilizce, Almanca  
**E-posta** : varliali@gmail.com

### ÖĞRENİM DURUMU

| Derece    | Alan                  | Okul/Üniversite            | Mezuniyet Yılı |
|-----------|-----------------------|----------------------------|----------------|
| Y. Lisans | Endüstri Mühendisliği | Yıldız Teknik Üniversitesi | 2007           |
| Lisans    | Endüstri Mühendisliği | Yıldız Teknik Üniversitesi | 2005           |
| Lise      | Fen-Matematik Bölümü  | Pertevniyal Lisesi         | 2001           |

### İŞ TECRÜBESİ

| Yıl  | Firma/Kurum                                | Görevi                     |
|------|--------------------------------------------|----------------------------|
| 2006 | Çalık Holding                              | Yazılım Uzmanı/SAP-ABAP    |
| 2004 | Klas Prodüksiyon                           | Web Uyg. Geliştirme Uzmanı |
| 2002 | Dirikanlar Otomotiv San. Tic. ve Ltd. Şti. | Yazılım Uzmanı/Raporlama   |