

**KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DOKTORA TEZİ**

**GEZGİN SATICI PROBLEMİNİN ÇÖZÜMÜNDE PARÇACIK  
SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI PERFORMANSININ  
BULANIK C-ORTALAMALAR YÖNTEMİ İLE  
İYİLEŞTİRİLMESİ**

**AHMET YEKTA KAYMAN**

**KOCAELİ 2015**

**KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DOKTORA TEZİ**

**GEZGİN SATICI PROBLEMİNİN ÇÖZÜMÜNDE PARÇACIK  
SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI PERFORMANSININ  
BULANIK C-ORTALAMALAR YÖNTEMİ İLE  
İYİLEŞTİRİLMESİ**

**AHMET YEKTA KAYMAN**

**Yrd.Doç.Dr. Kasım BAYNAL**  
Danışman, Kocaeli Üniv.

**Prof.Dr. Semra BİRGÜN**  
Jüri Üyesi, Beykent Üniv.

**Prof.Dr. Zerrin ALADAĞ**  
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniv.

**Prof.Dr. Nilgün FIĞLALI**  
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniv.

**Yrd.Dr. Gülşen AYDIN KESKİN**  
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniv.



Tezin Savunulduğu Tarih: 06.07.2015

## ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Günümüz problemlerinin her geçen gün artan boyutları ve karmaşıklığı yeni çözüm yöntemlerini gerekli kılmaktadır. Bu amaçla geliştirilen çok sayıda yöntem günümüzde de kullanılmakta ve her geçen gün bu yöntemlere yenileri de eklenmektedir. Bu problemlerin çözümünde kullanılan tekniklerin pratikliği, hızı ve maliyeti en önemli parametrelerdendir. Kesin yöntemler ile büyük boyutlu problemlerin çözümünde yaşanan sıkıntılar ve zamansal kısıtlamalar nedeni ile geliştirilmiş olan sezgisel algoritmalar pratik oluşları, problemlere kolaylıkla uyarlanabilir olmaları, hızlı sonuç vermeleri ile avantaj sağlamaktadırlar. Ancak sezgisel algoritmaların makul süre içerisinde en iyi olmasa da en iyiye yakın çözüm elde etme hedeflerine ulaşmak problem boyutlarındaki artışla birlikte daha da zorlaşmaktadır.

Zor bir problem olan gezgin satıcı problemi (GSP) üzerinde kullanılan farklı kaynaklardan esinlenmiş olan sezgisel algoritmalar, daha iyi çözüme ulaşacak bir algoritma hedefi doğrultusunda birbirleri ile hibritleştirilmektedir. Bu şekilde oluşturulmuş hibrit algoritmaların dezavantajlarının başında ise yapılmış olan geliştirmelerin işlem zamanında artış olarak geri dönmesidir.

Yapılan çalışmada literatürde kullanılan algoritmalarından büyük ölçekli GSP'lerde etkin olmayan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) yaklaşımının etkinliği geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla literatürde mevcut olan bulanık c-ortalama (BCO) yöntemi PSO ile birleştirilerek FCM-PSO-M, FCM-PSO-M2 ve FCM-PSO-U şeklinde üç yöntem önerilmiş ve bu yöntemlerin etkinlikleri test edilerek standart PSO ile karşılaştırılmıştır.

Doktora tez çalışmalarım esnasın izleyebileceğim alternatifler hakkında fikirleri ile beni yönlendiren, teşvik eden Prof.Dr. Coşkun ÖZKAN'a, danışmanım Yrd.Doç.Dr. Kasım BAYNAL'a; tez izleme komitesinde bulunarak fikirleri ile katkı sağlayan Prof.Dr. Zerrin ALADAĞ ve Prof.Dr. Semra BİRGÜN'e teşekkür ederim. Ayrıca hayatımın her aşamasında beni destekleyen ve yanımda olan sevgili aileme minnet duygularımı sunarım.

Haziran – 2015

Ahmet Yekta KAYMAN

## İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR.....	i
İÇİNDEKİLER .....	ii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	iv
TABLolar DİZİNİ .....	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ .....	xii
ÖZET.....	xiii
ABSTRACT .....	xiv
GİRİŞ .....	1
1. GEZGİN SATICI PROBLEMİ VE OPTİMİZASYON .....	4
1.1. Optimizasyon ve Temel Kavramlar .....	4
1.1.1. Matematiksel model .....	4
1.1.2. Yerel ve global optimum.....	5
1.2. Optimizasyon Problemleri.....	5
1.2.1. Kombinatorial optimizasyon problemleri .....	5
1.2.1.1. P ve NP optimizasyon problemleri .....	6
1.3. Optimizasyon Problemlerinin Çözüm Teknikleri .....	7
1.3.1. Analitik çözüm .....	7
1.3.2. Algoritmalar .....	7
1.3.3. Simülasyon .....	8
1.3.4. Sezgisel yöntemler .....	8
1.4. Gezgin Satıcı Probleminin Tanımı ve Matematiksel Formülasyonu .....	9
1.4.1. Gezgin satıcı problemleri .....	11
1.5. Gezgin Satıcı Problemleri Çözüm Teknikleri .....	12
1.5.1. Kesin yöntemler .....	13
1.5.1.1. Dal-sınır yöntemi .....	13
1.5.1.2. Dal-kesme yöntemi .....	14
1.5.1.3. Dal-fiyat yöntemi .....	14
1.5.2. Klasik sezgisel yöntemler .....	15
1.5.2.1. Rota yapılandırma yöntemleri.....	15
1.5.2.2. Rota geliştirme yöntemleri.....	15
1.5.2.3. İki aşamalı algoritmalar.....	16
1.5.3. Meta sezgisel algoritmalar .....	16
1.5.3.1. Tavlama benzetimi .....	16
1.5.3.2. Tabu arama.....	20
1.5.3.3. Genetik algoritma.....	22
1.5.3.4. Karınca kolonisi algoritması .....	24
1.5.3.5. Yapay sinir ağları .....	27
1.5.3.6. Parçacık sürü optimizasyonu.....	29
2. KÜMELEME VE KÜMELEME ALGORİTMALARI.....	31
2.1. Kümeleme Algoritmaları.....	31
2.1.1. Hiyerarşik kümeleme .....	32
2.1.2. Hiyerarşik olmayan kümeleme .....	35
2.2. Bulanık C-Ortalamlar (BCO) Algoritması .....	37

3. PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU .....	39
3.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması .....	40
3.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Parametreleri .....	43
3.2.1. Başlangıç popülasyonu ve popülasyon büyüklüğü .....	46
3.2.2. Atalet ağırlığı .....	47
3.2.3. $C_1$ ve $C_2$ parametreleri .....	48
3.2.4. Maksimum hız .....	48
3.2.5. İterasyon sayısı .....	50
3.2.6. Kısıtlama faktörü .....	50
3.2.7. Kontrol parametresi .....	51
4. LİTERATÜRDE GEZGİN SATICI PROBLEMİ İÇİN SEZGİSEL YÖNTEMLERİN KULLANIMI .....	53
4.1. GSP İçin PSO Algoritmasının Kullanımı .....	57
4.2. PSO Algoritmasını GSP Problemlerinin Çözümü İçin Bulanık C- Ortalamalar Yöntemi İle Birlikte Kullanan Çalışmalar .....	61
5. GSP İÇİN PSO ALGORİTMASININ BCO YÖNTEMİ İLE GELİŞTİRİLMESİ .....	64
5.1. GSP İçin Standart PSO Algoritması .....	64
5.2. FCM-PSO Algoritması .....	69
5.2.1. FCM-PSO-M algoritması ve sahte kodu .....	69
5.2.1.1. FCM-PSO-M algoritmasının uygulanması .....	75
5.2.2. FCM-PSO-M2 algoritması ve sahte kodu .....	83
5.2.3. FCM-PSO-U algoritması ve sahte kodu .....	87
6. FCM-PSO ALGORİTMASININ UYGULANMASI VE SONUÇLARIN ANALİZİ .....	91
6.1. Problem Veri Seti .....	94
6.2. Küçük Ölçekli Problemler .....	95
6.2.1. Eil51 problemi .....	95
6.2.2. Berlin52 problemi .....	104
6.3. Orta Ölçekli Problemler .....	112
6.3.1. KroC100 problemi .....	112
6.3.2. Bier127 problemi .....	120
6.3.3. KroA150 problemi .....	128
6.3.4. Linhp318 problemi .....	138
6.3.5. D493 problemi .....	148
6.4. Büyük Ölçekli Problemler .....	158
6.4.1. D657 problemi .....	158
6.4.2. Pr1002 problemi .....	169
6.4.3. Pr2392 problemi .....	179
6.4.4. R15934 problemi .....	188
6.4.5. R111849 problemi .....	199
6.4.6. D18512 problemi .....	207
7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....	216
KAYNAKLAR .....	222
EKLER .....	230
KİŞİSEL YAYINLAR VE ESERLER .....	236
ÖZGEÇMİŞ .....	237

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	P, NP, NP-TAM (NP-COMPLETE) ve NP-ZOR (NP-HARD) problem setleri için Euler diyagramı.....	7
Şekil 1.2.	İniş stratejisinin gösterimi.....	18
Şekil 1.3.	Feromon izinin etkisi.....	25
Şekil 2.1.	Kümeleme yaklaşımlarının sınıflandırılması.....	32
Şekil 2.2.	Hiyerarşik ağaç yapısı örneği.....	33
Şekil 2.3.	Her adımdaki kümeleri gösteren dendogram.....	34
Şekil 2.4.	K-ortalamalar kümeleme akış şeması.....	36
Şekil 3.1.	$k = 2$ için $L_{best}$ komşuluk ilişkisi.....	44
Şekil 3.2.	$L_{best}$ yapısında komşuluk değerine göre hız ayarlaması.....	45
Şekil 3.3.	$G_{best}$ yapısında komşuluk değerine göre hız ayarlaması.....	45
Şekil 3.4.	Parçacığın pozisyon değiştirmesi.....	45
Şekil 3.5.	Hız sınırı olmadan 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması.....	49
Şekil 3.6.	$V_{max} = 2,0$ olarak 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması.....	49
Şekil 3.7.	$V_{max} = 0,2$ olarak 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması.....	50
Şekil 3.8.	$\varphi = 0,01$ değeri için parçacığın optimum nokta etrafında geniş aralıkla dalgalanması.....	51
Şekil 3.9.	$\varphi = 0,1$ değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi.....	51
Şekil 3.10.	$\varphi = 1,0$ değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi.....	52
Şekil 3.11.	$\varphi = 10$ değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi.....	52
Şekil 3.12.	$\varphi = 100$ değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi.....	52
Şekil 4.1.	Gezgin satıcı problemi için çözüm yöntemleri.....	57
Şekil 4.2.	Liao ve arkadaşlarının alt küme birleştirme yöntemi.....	62
Şekil 4.3.	Liao ve arkadaşlarının algoritma akış diyagramı.....	63
Şekil 5.1.	PSO algoritmasının temel akış diyagramı.....	65
Şekil 5.2.	Matlab ile kodlanmış olan PSO algoritmasının akış diyagramı.....	68
Şekil 5.3.	Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-M algoritması akış diyagramı.....	72
Şekil 5.4.	Türkiye iller haritası.....	74
Şekil 5.5.	Türkiye'nin bölgeleri haritası.....	74
Şekil 5.6.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problem.....	75
Şekil 5.7.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin 5 kümeye bölünmesi.....	75
Şekil 5.8.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin küme merkezleri.....	76
Şekil 5.9.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin optimum rotaları.....	76
Şekil 5.10.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümeleri birleşim noktalarının belirlenmesi.....	77
Şekil 5.11.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümeleri bağlantıları.....	77
Şekil 5.12.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümelerinin birleşimi.....	78
Şekil 5.13.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi.....	79

Şekil 5.14.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümeleri bağlantıları.....	79
Şekil 5.15.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümelerinin birleşimi.....	80
Şekil 5.16.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABC – E kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi.....	80
Şekil 5.17.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABC – E kümelerinin birleşimi.....	81
Şekil 5.18.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCE – D kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi.....	81
Şekil 5.19.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCE - D kümelerinin birleşimi.....	82
Şekil 5.20.	30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCED kümelerinin birleşimi.....	82
Şekil 5.21.	Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-M2 algoritması akış diyagramı.....	86
Şekil 5.22.	Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-U algoritması akış diyagramı.....	88
Şekil 6.1.	SPSS programına analiz verilerinin girilmesi .....	93
Şekil 6.2.	SPSS programında analiz grupları .....	94
Şekil 6.3.	Problem veri seti.....	95
Şekil 6.4.	Eil51 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	98
Şekil 6.5.	Berlin52 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	106
Şekil 6.6.	KroC100 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	114
Şekil 6.7.	Bier127 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	122
Şekil 6.8.	KroA150 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	131
Şekil 6.9.	Linhp318 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	141
Şekil 6.10.	D493 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	151
Şekil 6.11.	D657 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	161
Şekil 6.12.	Pr1002 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	171
Şekil 6.13.	Pr2392 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	181
Şekil 6.14.	R15934 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	191
Şekil 6.15.	R111849 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	201
Şekil 6.16.	D18512 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi .....	209
Şekil A.1.	Linhp318 probleminin BCO ile 2 kümeye ayrılması .....	231
Şekil A.2.	Linhp318 probleminin BCO ile 3 kümeye ayrılması .....	231
Şekil A.3.	Linhp318 probleminin BCO ile 4 kümeye ayrılması .....	232

Şekil A.4. Linhp318 probleminin BCO ile 5 kümeye ayrılması.....	232
Şekil A.5. Linhp318 probleminin BCO ile 6 kümeye ayrılması.....	233
Şekil A.6. Linhp318 probleminin BCO ile 7 kümeye ayrılması.....	233



## TABLolar DİZİNİ

Tablo 1.1.	NP ve P problemlere örnekler .....	6
Tablo 1.2.	Gezgin satıcı problemi dönüm noktaları .....	10
Tablo 1.3.	Çaprazlama, mutasyon ve değiştirme örnekleri .....	23
Tablo 4.1.	GSP ve ARP'nin çeşitli uygulamaları .....	54
Tablo 5.1.	SPV kodlamasının gezgin satıcı problemi üzerinde gösterimi.....	66
Tablo 5.2.	Gezgin satıcı problemi için parçacık sürü optimizasyonu sahte kodu .....	67
Tablo 5.3.	PSO-FCM-M algoritması sahte kodu.....	70
Tablo 5.4.	Alt tur birleştirmenin gösterimi .....	73
Tablo 5.5.	PSO-FCM-M2 algoritması sahte kodu.....	84
Tablo 5.6.	PSO-FCM-U algoritması sahte kodu .....	89
Tablo 6.1.	Eil51 problemi çözüm değerleri .....	96
Tablo 6.2.	Eil51 problemi sıralanmış çözüm değerleri.....	97
Tablo 6.3.	Eil51 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	98
Tablo 6.4.	Eil51 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	98
Tablo 6.5.	Eil51 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	99
Tablo 6.6.	Eil51 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M_6) .....	100
Tablo 6.7.	Eil51 problemi çözüm süreleri .....	101
Tablo 6.8.	Eil51 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	102
Tablo 6.9.	Eil51 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	103
Tablo 6.10.	Eil51 problemi çözüm süresi Leneve İstatistiği .....	103
Tablo 6.11.	Eil51 problemi çözüm süreleri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	103
Tablo 6.12.	Berlin52 problemi çözüm değerleri.....	104
Tablo 6.13.	Berlin52 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	105
Tablo 6.14.	Berlin52 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu.....	106
Tablo 6.15.	Berlin52 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği .....	107
Tablo 6.16.	Berlin52 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	107
Tablo 6.17.	Berlin52 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları FCM-PSO-M2 (2x2) .....	108
Tablo 6.18.	Berlin52 problemi çözüm süreleri.....	109
Tablo 6.19.	Berlin52 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	110
Tablo 6.20.	Berlin52 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	110
Tablo 6.21.	Berlin52 problemi çözüm süresi Leneve İstatistiği.....	111
Tablo 6.22.	Berlin52 problemi çözüm süreleri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	111
Tablo 6.23.	KroC100 problemi çözüm değerleri.....	112
Tablo 6.24.	KroC100 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	113
Tablo 6.25.	KroC100 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	115
Tablo 6.26.	KroC100 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	115

Tablo 6.27.	KroC100 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	115
Tablo 6.28.	KroC100 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M_10) .....	116
Tablo 6.29.	KroC100 problemi çözüm süreleri .....	117
Tablo 6.30.	KroC100 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	118
Tablo 6.31.	KroC100 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	118
Tablo 6.32.	KroC100 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	119
Tablo 6.33.	KroC100 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	119
Tablo 6.34.	Bier127 problemi çözüm değerleri.....	120
Tablo 6.35.	Bier127 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	121
Tablo 6.36.	Bier127 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	123
Tablo 6.37.	Bier127 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	123
Tablo 6.38.	Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	123
Tablo 6.39.	Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M_8) .....	124
Tablo 6.40.	Bier127 problemi çözüm süreleri .....	125
Tablo 6.41.	Bier127 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	126
Tablo 6.42.	Bier127 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	127
Tablo 6.43.	Bier127 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	127
Tablo 6.44.	Bier127 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	127
Tablo 6.45.	KroA150 problemi çözüm değerleri.....	129
Tablo 6.46.	KroA150 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	130
Tablo 6.47.	KroA150 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu.....	131
Tablo 6.48.	KroA150 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği .....	132
Tablo 6.49.	KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	132
Tablo 6.50.	KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M_10) .....	133
Tablo 6.51.	KroA150 problemi çözüm süreleri.....	134
Tablo 6.52.	KroA150 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	135
Tablo 6.53.	KroA150 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	136
Tablo 6.54.	KroA150 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	137
Tablo 6.55.	KroA150 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	137
Tablo 6.56.	Linhp318 problemi çözüm değerleri .....	138
Tablo 6.57.	Linhp318 problemi sıralanmış çözüm değerleri.....	140
Tablo 6.58.	Linhp318 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	141
Tablo 6.59.	Linhp318 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	142
Tablo 6.60.	Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	142
Tablo 6.61.	Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 5x5) .....	143
Tablo 6.62.	Linhp318 problemi çözüm süreleri .....	145
Tablo 6.63.	Linhp318 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	146
Tablo 6.64.	Linhp318 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	147

Tablo 6.65.	Linhp318 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği.....	147
Tablo 6.66.	Linhp318 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	147
Tablo 6.67.	D493 problemi çözüm değerleri .....	149
Tablo 6.68.	D493 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	150
Tablo 6.69.	D493 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	151
Tablo 6.70.	D493 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	152
Tablo 6.71.	D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	152
Tablo 6.72.	D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 7x7) .....	153
Tablo 6.73.	D493 problemi çözüm süreleri .....	155
Tablo 6.74.	D493 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	156
Tablo 6.75.	D493 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	157
Tablo 6.76.	D493 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	157
Tablo 6.77.	D493 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	157
Tablo 6.78.	D657 problemi çözüm değerleri.....	159
Tablo 6.79.	D657 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	160
Tablo 6.80.	D657 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	161
Tablo 6.81.	D657 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	162
Tablo 6.82.	D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	162
Tablo 6.83.	D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 8x8) .....	163
Tablo 6.84.	D657 problemi çözüm süreleri .....	165
Tablo 6.85.	D657 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	166
Tablo 6.86.	D657 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu.....	167
Tablo 6.87.	D657 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	167
Tablo 6.88.	D657 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	167
Tablo 6.89.	Pr1002 problemi çözüm değerleri .....	169
Tablo 6.90.	Pr1002 problemi sıralanmış çözüm değerleri.....	170
Tablo 6.91.	Pr1002 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	172
Tablo 6.92.	Pr1002 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	172
Tablo 6.93.	Pr1002 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	172
Tablo 6.94.	Pr1002 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 9x9) .....	174
Tablo 6.95.	Pr1002 problemi çözüm süreleri .....	175
Tablo 6.96.	Pr1002 problemi sıralanmış çözüm süreleri.....	176
Tablo 6.97.	Pr1002 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	177
Tablo 6.98.	Pr1002 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği.....	177
Tablo 6.99.	Pr1002 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	178
Tablo 6.100.	Pr2392 problemi çözüm değerleri .....	179
Tablo 6.101.	Pr2392 problemi sıralanmış çözüm değerleri.....	180
Tablo 6.102.	Pr2392 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	182
Tablo 6.103.	Pr2392 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği.....	182

Tablo 6.104.	Pr2392 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	182
Tablo 6.105.	Pr2392 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 10x10) .....	184
Tablo 6.106.	Pr2392 problemi çözüm süreleri .....	185
Tablo 6.107.	Pr2392 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	186
Tablo 6.108.	Pr2392 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	187
Tablo 6.109.	Pr2392 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	187
Tablo 6.110.	Pr2392 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	187
Tablo 6.111.	R15934 problemi çözüm değerleri .....	189
Tablo 6.112.	R15934 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	190
Tablo 6.113.	R15934 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	192
Tablo 6.114.	R15934 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği .....	192
Tablo 6.115.	R15934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	192
Tablo 6.116.	R15934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 20x20) .....	193
Tablo 6.117.	R15934 problemi çözüm süreleri .....	195
Tablo 6.118.	R15934 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	196
Tablo 6.119.	R15934 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	197
Tablo 6.120.	R15934 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	197
Tablo 6.121.	R15934 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	198
Tablo 6.122.	R11849 problemi çözüm değerleri .....	199
Tablo 6.123.	R11849 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	200
Tablo 6.124.	R11849 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	202
Tablo 6.125.	R11849 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği .....	202
Tablo 6.126.	R11849 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	202
Tablo 6.127.	R11849 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 30x30) .....	203
Tablo 6.128.	R11849 problemi çözüm süreleri .....	204
Tablo 6.129.	R11849 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	205
Tablo 6.130.	R11849 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	205
Tablo 6.131.	R11849 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	206
Tablo 6.132.	R11849 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	206
Tablo 6.133.	D18512 problemi çözüm değerleri .....	207
Tablo 6.134.	D18512 problemi sıralanmış çözüm değerleri .....	208
Tablo 6.135.	D18512 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu .....	210
Tablo 6.136.	D18512 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği .....	210
Tablo 6.137.	D18512 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	210
Tablo 6.138.	D18512 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 30x30) .....	211
Tablo 6.139.	D18512 problemi çözüm süreleri .....	212
Tablo 6.140.	D18512 problemi sıralanmış çözüm süreleri .....	213
Tablo 6.141.	D18512 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu .....	214

Tablo 6.142.	D18512 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği .....	214
Tablo 6.143.	D18512 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları .....	214
Tablo 7.1.	Küçük ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri .....	216
Tablo 7.2.	Orta ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri.....	217
Tablo 7.3.	Büyük ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri .....	218
Tablo 7.4.	Problemler için en hızlı çözüm elde eden varyantlar .....	219
Tablo 7.5.	Standart PSO ve en yakın çözüm süresine sahip varyant karşılaştırmaları .....	220

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

### Kısaltmalar

2-HTSP	: 2 Depot Heterojen Traveling Salesman Problem (İki Depolu Heterojen Gezgin Satıcı Problemi)
ARP	: Araç Rotalama Problemi (Vehicle Routing Problem (VRP))
ASD	: Akıllı Su Damaları
BCO	: Bulanık C-Ortalamlar (Fuzzy C-Means (FCM))
CPU	: Central Processing Unit (Merkezi İşlem Birimi)
ÇGSP	: Çoklu Gezgin Satıcı Problemi
df	: Degree of Freedom (Serbestlik Derecesi)
DKA	: Değişken Komşuluk Arama
EBMA	: Elektromagnetizm Benzetimli Mekanik Algoritma
EUC 2D	: Euclidean 2 Dimension (Öklid 2 Boyutlu)
GA	: Genetik Algoritma (Genetic Algorithms)
G <sub>best</sub>	: Global Best (Global En İyi)
GSP	: Gezgin Satıcı Problemi (Traveling Salesman Problem (TSP))
HOK	: Hiyerarşik Olmayan Kümeleme
KKO	: Karınca Kolonisi Optimizasyonu (Ant Colony Optimization)
KKS	: Karınca Kolonisi Sistemi (Ant Colony System)
L <sub>best</sub>	: Local Best (Yerel En İyi)
LKH	: Lin Kernighan-Helsgaun
MDVRPTW	: Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows (Çok Depolu Zaman Pencereli Araç Rotalama Problemi)
MTK	: Merkez Tabanlı Kümeleme
m-TSPTW	: Multiple Traveling Salesman Problem with Time Windows (Zaman Pencereli Çoklu Gezgin Satıcı Problemi)
NP	: Polinom Zamanlı Olmayan (Non Polynomial)
NP-TAM	: Polinom Zamanlı Olmayan Tam (Non Polynomial Complete (NP-COMPLETE))
NP-ZOR	: Polinom Zamanlı Olmayan Zor (Non Polynomial Hard (NP-Hard))
P	: Polinom Zamanlı
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)
SA	: Sinir Ağları (Neural Networks)
Sig.	: Significance (Anlamlılık)
SPV	: Smallest Position Value (En küçük Pozisyon Değeri)
SY	: Sezgisel Yöntem
TA	: Tabu Arama (Tabu Search)
TB	: Tavlama Benzetimi (Simulated Annealing)
TSPLIB	: TSP LIBRARY (Gezgin Satıcı Problem Kütüphanesi)
YAK	: Yapay Arı Kolonileri (Artificial Bee Colony)
YBS	: Yapay Bağışıklık Sistemi
YSA	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks (ANN))

# GEZGİN SATICI PROBLEMİNİN ÇÖZÜMÜNDE PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU ALGORİTMASI PERFORMANSININ BULANIK C-ORTALAMALAR YÖNTEMİ İLE İYİLEŞTİRİLMESİ

## ÖZET

Gezgin satıcı problemleri (GSP) literatürün belki de en çok çalışılan ve farklı alanlarda uygulaması olan optimizasyon problemlerinden birisidir. Sahip olduğu hesaplamasal karmaşıklık nedeni ile optimum çözümünü kesin yöntemler ile bulmanın mümkün olmadığı GSP geliştirilen neredeyse her sezgisel algoritma için kendini ispatlama testi olarak ortaya konmaktadır.

Genel olarak hızlı çalışan ve başarılı sonuçlar elde eden bir sezgisel yöntem olarak literatürde yer almakta olan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritmasının, GSP için ancak çok küçük ölçekli problemlerde kullanılabileceğine yönelik çıkarımlar olmuştur. Bu çalışma kapsamında Standart PSO ve bulanık c-ortalamlar (BCO) yöntemlerinin birleştirilmesi ile oluşturulan FCM-PSO-M, FCM-PSO-M2 ve FCM-PSO-U yöntemleri farklı ölçeklerde GSP üzerinde uygulanarak sonuçları standart PSO ile karşılaştırılmıştır.

Çalışmada önerilen yöntemler, küçük ölçekli GSP'ler için çözüm kalitesi kriteri açısından standart PSO'ya göre daha iyi sonuçlar verirken işlem zamanı kriteri açısından standart PSO'dan daha kötü sonuçlar üretmektedir. Orta ve büyük ölçekli problemler için ise geliştirilmiş olan yöntemler hem işlem zamanı hem de çözüm kalitesi kriterleri açısından standart PSO algoritmasından daha iyi sonuçlar vermektedir. 18512 noktalı D18512 problemi için FCM-PSO-M2 (9x9) yöntemi, standart PSO'ya göre %5 daha kısa işlem süresinde ve 9,89 kat daha iyi bir çözüm kalitesi ile sonuç elde edilmiştir. Yine aynı problem için FCM-PSO-M2 (10x10) yöntemi ise standart PSO'ya göre %2 daha uzun işlem zamanında ancak 11,76 kat daha iyi bir çözüm kalitesi ile sonuçlar üretilmiştir.

Çalışmada elde edilen sonuçlar, geliştirilen yöntemlerin standart PSO'ya göre her problem boyutunda çözüm kalitesi açısından daha iyi olmakta; orta ve büyük ölçekli problemlerde ise hem çözüm süresi hem de çözüm kalitesi açısından daha uygun ve avantajlı olduğunu göstermektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Bulanık C-Ortalamlar, Gezgin Satıcı Problemi, Parçacık Sürü Optimizasyonu.

## **IMPROVING SOLUTION PERFORMANCE OF THE PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM ON TRAVELING SALESMAN PROBLEM WITH FUZZY C-MEANS**

### **ABSTRACT**

Traveling salesman problem, with applications in many different areas, is probably one of the most studied optimization problems in literature. As a result of its computational complexity optimum solutions to traveling salesman problems can not be calculated in reasonable time, as a result of this challenge nearly every developed heuristic algorithm is being tested on this problem suites.

Although it is regarded as a fast and succesful optimization algorithm in literature, particle swarm optimization (PSO) algorithm is regarded effective only in small scale traveling salesman problems. In this study FCM-PSO-M, FCM-PSO-M2 and FCM-PSO-U variants, which were developed by combining standart PSO and fuzzy c-means (FCM), are applied on different scaled problems and compared with standart PSO.

Proposed methods in this study; improves solution quality for small scaled TSP problems but in terms of processing time proposed methods aren't as good as standart PSO method.

But for medium and large scale TSP problems proposed methods improves both the solution quality and processing time of Standart PSO. For D18512 problem consisting of 18512 nodes, FCM-PSO-M2 (9x9) method has achieved 9,89 times better solution than standart PSO on %5 shorter processing time. Again for the same problem, FCM-PSO-M2 (10x10) has achieved 11,76 times better solutions at %2 more processing time then standart PSO.

The results obtained by the developed methods, are better than standart PSO at all scales in terms of quality and better in medium and large scaled problems in terms of solution time.

**Keywords:** Fuzzy C-Means, Traveling Salesman Problem, Particle Swarm Optimization.



## GİRİŞ

Optimizasyon matematiksel anlamı ile bir fonksiyonu ele alınan problemin tipine göre en küçükleme veya en büyükleme yolu ile probleme ait gerçel veya tam sayı değerlerini fonksiyonda yerine koyarak sistematik bir biçimde problemin çözüm değerlerini incelemek veya problemi çözmektir. Ele alınan problemin büyüklüğüne göre bu işlem çok zor ve karmaşık olabilir ve problemin çözümü için olası bütün alternatif çözüm değerlerini tek tek değerlendirmek olası olmayabilir. Bu amaç ile zor problemler için sezgisel yöntemlerin kullanımı yaygınlık kazanmaktadır.

Bilgisayar teknolojisinde gerçekleşen gelişmeler ve artan hesaplama güçleri optimizasyon problemlerinin çözümünde sezgisel algoritmalar lehine oldukça fayda sağlamaktadır. Teorik olarak bütün çözümlerin tek tek denenmesi yerine sezgisel algoritmalar ile çözüm daha kısa sürelerde elde edilebilmektedir ancak bu yöntemin dezavantajı olarak da optimum çözümün garanti edilememesi ve iyi bir çözüm elde edebilmek için sezgisel algoritmanın parametrelerinin de her problem için o probleme özgü şekilde belirlenmesinin gerekli olması şeklinde ortaya çıkmaktadır.

Bir optimizasyon problemi olan gezgin satıcı problemi ilk olarak 1800'lü yıllarda İrlandalı matematikçi W.R. Hamilton ve İngiliz matematikçi Thomas Kirkman tarafından matematiksel olarak formüle edilmiştir ve gezgin satıcı probleminin genel formu 1930'lu yıllardan itibaren matematikçiler tarafından çalışılmaya başlanmıştır. Ortaya çıkışı bu kadar eski olan gezgin satıcı problemi ve onu temel alan problemler günümüzde de hala literatürde yoğun bir şekilde çalışılmaktadır.

Gezgin satıcı problemi (GSP) temelinde uğraması gereken  $n$  adet şehir olan bir satıcının, bu şehirleri, her şehre bir kez uğrayarak ve mümkün olan en kısa mesafeyi kat ederek dolaşip başladığı noktaya dönmesi şeklinde ifade edilmektedir. Bununla birlikte problemin gerçek hayattaki uygulamaları araç rotalama gibi lojistik faaliyetlerinden, devre kartı baskı tasarımına ve hatta internet üzerinde veri yönlendirilmesine kadar geniş bir yelpazede olabilmektedir.

Literatürde ve gerçek hayat uygulamalarında geniş yer bulan GSP hesaplamasal karmaşıklık açısından NP-TAM bir problem olması nedeni ile çözümü için polinom zamanlı olarak sonuç verecek bir algoritmanın büyük olasılıkla mevcut olmadığı kabul edilmektedir. Genel olarak  $(n-1)!/2$  tur kombinasyonunun değerlendirilmesi gerekli olduğundan 5 şehirlik bir problemde  $(5-1)!/2 = 12$  değerlendirilmesi gerekli olan tur sayısı, 10 şehir için  $(10-1)!/2 = 181.440$  tur olmakta şehir sayısı 2 katına çıkartıldığında ise 20 şehir için yaklaşık  $6,08 \times 10^{16}$  değerlendirilmesi gerekli tur ortaya çıkmaktadır. 25 şehir için düşünüldüğünde ise değerlendirilmesi gerekli olan tur sayısı  $3,1 \times 10^{23}$  ile günümüz bilgisayarları için bile zorlayıcı olmaktadır [1].

Bu derece önemli ve zorlu bir problem olan GSP'nin çözümü literatürde neredeyse her yöntem ile denenmiş ve algoritmaların performansları için bir ölçüt haline de gelmiştir. Bu çalışma kapsamında da görece olarak yeni sayılan ve çeşitli problemler için genel olarak kendisinden önceki algoritmalara göre hızlı ve başarılı çözümler verdiği sunulmuş olan parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritması ele alınmıştır. Yapılan çalışmalarda hem kodlama kolaylığı hem de çalışma hızı ve ayarlanması gereken parametrelerin azlığı nedeni ile hızlı çalışan PSO algoritması ne yazık ki GSP'de literatürde çok başarılı sonuçlar vermemektedir. Küçük ölçekli problemler için rekabetçi olabilen algoritma, problem boyutu büyüdükçe etkinliğini önemli düzeyde kaybetmekte ve diğer algoritmalara göre göreceli olarak çözüm kalitesi adına başarısız sonuçlar ortaya koymaktadır.

Bu çalışma kapsamında temel olarak standart PSO algoritmasının çözüm kalitesinin artırılmasına yönelik geliştirmeler önerilmiş ve geliştirilen yöntemin performansı literatür problemleri üzerinde standart PSO algoritması ile karşılaştırılmıştır.

Bu çalışma kapsamında Bölüm 1'de, GSP ve optimizasyon konusu, optimizasyon kavramı ve çözüm teknikleri ile başlayarak ele alınmış, GSP'nin tanımı ve çözüm yöntemlerinin anlatılması ile sunulmuştur.

Bölüm 2'de kümeleme kavramı ve BCO da dahil olmak üzere kümeleme algoritmaları açıklanmıştır.

Bölüm 3'te PSO algoritması açıklanmış ve algortmada kullanılan operatörler tanıtılmıştır.

Bölüm 4’te literatürde GSP’nin tarihçesi ile birlikte bu problemin çözümüne yönelik sezgisel yöntemler (SY) içeren çalışmalar sunulmuştur.

Bölüm 5’te GSP için PSO algoritmasının BCO yöntemi ile geliştirilmesine yönelik yapılan çalışmalar sunulmuş ve geliştirilen FCM-PSO-M, FCM-PSO-M2 ve FCM-PSO-U algoritmaları ve bu algoritmaların sahte kodları sunulmuştur.

Bölüm 6’da geliştirilen algoritmalar literatür problem veri setinden seçilen küçük, orta ve büyük ölçekli problemlere uygulanmıştır. Uygulama sonuçları ve başarımları analiz edilmiştir.

Bölüm 7’de tez çalışması ile elde edilen sonuçlar ve öneriler sunulmuş ve çalışmanın literatüre olan katkısı ortaya konmuştur.

## **1. GEZGİN SATICI PROBLEMİ VE OPTİMİZASYON**

GSP yöneylem araştırması literatüründeki en önemli kombinatorial optimizasyon problemlerinden biridir ve bu problemin çözümüne yönelik çok sayıda algoritma geliştirilmiştir. Bir optimizasyon problemi olan GSP'ni anlamak için bu bölümde öncelikle optimizasyonun temel kavramları ele alınmış ve GSP'nin bir optimizasyon problemi olarak yeri vurgulanmış ve literatürdeki GSP çözüm yöntemleri olan kesin çözüm yöntemleri, klasik sezgisel yöntemler ve meta sezgisel yöntemler sırası ile sunulmuştur.

### **1.1. Optimizasyon ve Temel Kavramlar**

Bir problemde belirli koşullar altındaki çözümler arasından en iyisinin seçilmesi olan optimizasyon, mühendislik alanında önemli bir yer tutmakla birlikte tasarımdan ekonomiye birçok bilim dalındaki problemlerde kullanılmaktadır. Pek çok farklı bilim dalında kullanılan optimizasyonun yapılabilmesi için ise sistemin veya problemin matematiksel olarak ifade edilmesi, diğer bir deyişle matematiksel modelinin kurulması gereklidir. Model kurma aşamasından sonra ise çözüm için gerekli aşamalar gerçekleştirilmeli ve sonuçlar değerlendirilmelidir.

#### **1.1.1. Matematiksel model**

Temel bilimlerin yanı sıra mühendislik alanında sıkça kullanılan matematiksel model kavramı en temel şekli ile bir sistemin matematik kavramları ve dili ile ifade edilmesidir ve doğrusal – doğrusal olmayan, dinamik – statik, ayrık – sürekli, deterministik – stokastik gibi sınıflandırılabilir [2]. Temel olarak amaç fonksiyonu, değişkenler ve kısıtlardan oluşan bir matematiksel model olarak ele alınan sistemde, hedeflenen çalışma verilmiş olan kısıtlar dâhilinde amaç fonksiyonunu en iyileyecek çözümü veren değişkenleri tespit etmektir.

### 1.1.2. Yerel ve global optimum

Bir matematiksel modelin optimizasyonu amaç fonksiyonu ile verilmiş olan probleme en iyi çözüm veya çözümleri bulma çalışmasıdır ve bu optimizasyon izin verilen çözüm kümesinden değişkenler için uygun değerleri sistematik olarak seçerek gerçekleştirilmektedir. Matematiksel olarak,  $n$  boyutlu bir  $S$  uzayındaki bir  $f(x)$  amaç fonksiyonu için,  $x \in S$  iken; optimizasyonun amacı bir  $x'$  çözümü bulmaktır. Öyle ki, minimizasyon problemleri için bütün  $x \in S$  iken  $f(x') \leq f(x)$  olmakta veya maksimizasyon problemleri için bütün  $x \in S$  iken  $f(x') \geq f(x)$  olmaktadır. Verilen ifadelerde  $S$  uzayına arama uzayı denmektedir ve  $S$  uzayının elemanları aday çözümler olarak adlandırılmaktadır. Bütün çözüm uzayı içindeki en uygun çözümlere global optimum  $x'$  denmektedir. Global optimumun bulunamadığı durumlarda ise yerel bir optimum bulunması kabul edilebilir olabilmektedir. Yerel optimum  $x'_1$  şu şekilde tanımlanır; bütün  $x \in L$  ve  $L \subset S$  için  $f(x'_1) \leq f(x)$ . Eğer bir amaç fonksiyonunun tek bir optimum noktası mevcut ise ve başka lokal veya global optimumu yok ise bu tip fonksiyonlara tek tepeli fonksiyon denmektedir, eğer fonksiyonun birden fazla optimum noktası mevcut ise, ki bunlar yerel veya global optimum noktalar olabilir, o zaman bu tarz fonksiyonlara çok tepeli fonksiyon denmektedir [3].

### 1.2. Optimizasyon Problemleri

Matematik ve bilgisayar bilimlerinde bütün olası çözümler arasından en iyi çözümü bulma problemine optimizasyon problemi denmektedir. Statik veya dinamik, deterministik veya stokastik, tek amaçlı veya çok amaçlı olabilen,  $f(x)$  amaç fonksiyonunun  $x$  ile ilgili herhangi bir sınırlaması yoksa kısıtsız optimizasyon problemi ve  $x$  ile ilgili sınırlamalar bulunduğunda kısıtlı optimizasyon problemi gibi sınıflandırılabilen optimizasyon problemleri, değişkenlerinin sürekli veya kesikli oluşuna göre de sürekli optimizasyon problemleri ve kombinatorial optimizasyon problemlerini de içeren kesikli optimizasyon problemleri olarak ayrılabilirler.

#### 1.2.1. Kombinatorial optimizasyon problemleri

Uygulamalı matematik ve teorik bilgisayar bilimlerinde sonlu bir çözümler kümesinden optimum çözümü bulmak ile ilgilenen bir konu olan kombinatorial optimizasyonda olurlu çözümler kümesi kesiklidir veya kesikli hale

indirgenebilmektedir. Matematiksel optimizasyonun bir alt kümesi olan kombinatoryal optimizasyon, yöneylem araştırması, hesaplama karmaşıklığı teorisi ve algoritma teorileri ile ilişkili olup yapay zeka, makine öğrenmesi, matematik ve yazılım mühendisliği gibi pek çok alanda önemli uygulamalara sahiptir [4].

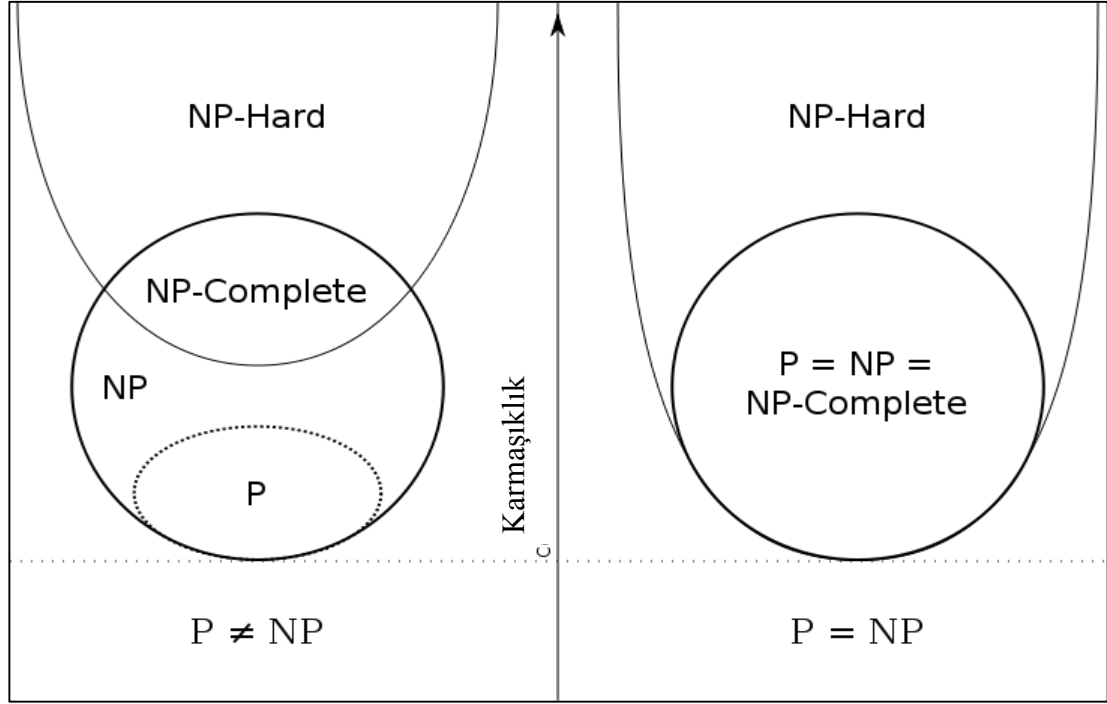
Atama problemi, sırt çantası problemi, küme kapsama problemi, araç rotalama problemi, gezgin satıcı problemi, ağ ve graf (çizge) problemleri, atölye çizelgeleme problemleri gibi örnekleri olan kombinatoryal optimizasyon problemleri hem kolay (P) hem de zor (NP-ZOR) problemleri bünyesinde barındırmaktadır [5].

### 1.2.1.1. P ve NP optimizasyon problemleri

Literatürde problem sınıflandırmaları yapılırken kullanılan yöntemlerden birisi de problemin polinom zamanda çözümlenip çözülmediğine göre sınıflandırılmasıdır. Kolay problemler olarak da tanımlanabilen karmaşıklığı polinomsal olan P sınıfındaki bir problem, çözüm zamanı problem genişliğinin polinom fonksiyonu olarak artan bir algoritma ile çözülebilmektedir. NP-ZOR sınıfındaki problemlerin çözümü için ise polinom zamanlı bir algoritma bulunmamaktadır [5]. GSP, sırt çantası problemi gibi problemler NP-ZOR problem kategorisine girmektedir ve aşağıdaki tabloda P ve NP problemlere ilişkin bazı örnekler verilmiştir [6].

Tablo 1.1. NP ve P problemlere örnekler [6]

Zor Problemler (NP-ZOR)	Kolay Problemler (P)
Gezgin satıcı problemi	Minimum maliyetli ağaç problemi
En uzun yol problemi	En kısa yol problemi
3D eşleşme problemi	İki parçalı eşleşme problemi
Sırt çantası problemi	Tek parçalı sırt çantası problemi
Tamsayı doğrusal programlama	Doğrusal programlama
Rudrata rotası	Euler rotası



Şekil 1.1. P, NP, NP-TAM (NP-COMLETE) ve NP-ZOR (NP-HARD) problem setleri için Euler diyagramı [7]

### 1.3. Optimizasyon Problemlerinin Çözüm Teknikleri

Literatürde optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılacak yöntemler temel olarak analitik çözüm, algoritmalar, simülasyon ve sezgisel yöntemler şeklinde gruplanmıştır [6]. Bu yöntemlerin kısa tanımları ise aşağıda sunulmuştur.

#### 1.3.1. Analitik çözüm

Cebir veya diferansiyel ve integral hesapları ile matematiksel ifadeler şeklinde kesin çözüm elde etme tekniği olarak tanımlanan analitik çözüm yöntemi ne yazık ki kısıtlamaları nedeni ile her problem için kullanılamamaktadır.

#### 1.3.2. Algoritmalar

Algoritma, matematikte ve bilgisayar biliminde bir işi yapmak için tanımlanan, bir başlangıç durumundan başladığında, açıkça belirlenmiş bir son durumda sonlanan, sonlu işlemler kümesidir. Yani belli bir problemi çözmek veya belirli bir amaca ulaşmak için çizilen yola algoritma denir [8].

Fonksiyonların özelliklerinden dolayı veya modelin geniş kapsamlı olması yüzünden analitik çözümün çok zor ve hatta imkansız olabildiği koşullarda problemin en iyi çözümünün algoritma ile adım adım araştırılması uygun bir çözüm yöntemi olarak ortaya çıkmaktadır [6].

### **1.3.3. Simülasyon**

Gerçek hayat prosesinin veya sisteminin taklit edilmesi olan simülasyon, seçilen fiziksel veya soyut sistemin veya sürecin temel karakteristiklerini veya davranışlarını/fonksiyonlarını temsil edecek bir modelin kurulmasını ve bu model üzerinden sistemin zaman içerisindeki işleyişini izlemeyi sağlayan bir tekniktir [9].

Simülasyon, analitik yaklaşımla çözüme ulaştırılamayan, karmaşık olasılıklı sistemlerin işleyişini açıklamak ve kestirimlerde bulunmak amacı ile kullanılan bir istatistiksel örnekleme tekniği olarak problem çözümü ve optimizasyon amacı ile kullanılabilir [6].

### **1.3.4. Sezgisel yöntemler**

Yöneylem araştırmasının amacı en iyi çözümün belirlenmesi olmakla birlikte zaman zaman tam sonuca ulaşmayı sağlayacak olan matematiksel formülasyon çok karmaşık olabilmektedir. Ayrıca sonuçta en iyi çözüm elde edilse bile bu çözüm için gerekli olacak işlemler pratikte uygulamayı imkansız kılacak kadar çok olabilir. Bu durumda yordamlama (sezgisel) yaklaşımı uygun bir çözüm alternatifi olarak ortaya çıkabilmektedir. Yordamlama yaklaşımı sezgiye ve bazı deneysel kanıtlara dayanan karar kuralları ile belirli sayıda adımdan sonra en iyi olmasa da tatminkar bir çözümü vermektedir [6].

Yukarıda da belirtildiği üzere sezgisel algoritmalar en iyi çözümü bulmayı garanti etmemekle birlikte en iyiye yakın çözümleri uygun bir süre içerisinde bulmayı amaçlamaktadırlar. Esinlendikleri kaynaklara göre doğadan esinlenen veya doğadan esinlenmeyen şekilde ikiye ayrılabilen sezgisel algoritmalar, arama esnasında eş anlı olarak kullandıkları çözüm sayılarına göre de tek çözüme dayalı sezgisel algoritmalar ve çözüm topluluğu temelli sezgisel algoritmalar şeklinde de iki ayrı sınıfa ayrılabilir. Literatürde temel sezgisel algoritmalar tavlama benzetimi (TB),



tabu arama (TA), deęişken komşu arama (DKA), genetik algoritmalar (GA), karınca kolonisi optimizasyonu (KKO) ve PSO şeklinde kabul görmektedir.

#### **1.4. Gezgin Satıcı Probleminin Tanımı ve Matematiksel Formülasyonu**

GSP, n adet şehir arasındaki mesafelerin bilindięi durumda, şehirlerin her birine yalnız bir kez uğramak şartıyla, başlangıç noktasına geri dönülmesi esasına dayalı, tur boyunca kat edilen toplam yolun en kısa olduęu şehir sıralamasının (optimal rota) bulunmasının amaçlandığı bir problemdir. Dağıtım, rotalama, kuruluş yeri belirleme, planlama, lojistik gibi problemlerde geniş bir uygulama alanına sahip olan GSP, aynı zamanda optimizasyon alanında, araştırmacılar tarafından üzerinde uzun yıllardır çalışmalar yapılan NP-ZOR (çözümü zor) sınıfında yer alan bir problemdir [10].

GSP kesin çözüm yöntemini pek çok matematikçinin uzun yıllardır bulamadığı bir problemdir. Tarihsel GSP'nin matematięi 1800'lü yıllarda Sör William Rowan Hamilton ve Thomas Penyngton Kirkman isimli matematikçiler tarafından geliştirilmiştir ancak GSP'nin genel formu ilk olarak Viyana'da ve Harvard'da 1920'lerin sonunda Karl Menger tarafından çalışılmış ve sonrasında Princeton'da Hassler Whitney ve Merrill Flood tarafından da incelenmiştir [11]. Dantzig, Fulkerson ve Johnson'ın 1954 yılındaki "büyük ölçekli gezgin satıcı problemlerinin çözümü" isimli makaleleri kombinatoryal optimizasyona ait temel akademik çalışmalardan biri olarak kabul görmektedir [6].

Çözümü zor bir problem olması ile birlikte GSP yalnızca teorik bakış açısından deęil çok sayıda uygulamaya yönelik olması ile de ilginç bir problem olarak literatürde yer almaktadır. Pek çok pratik uygulama GSP veya bir varyantı olarak modellenebilmektedir ve bu nedenle GSP'nin çözümü için algoritmalara muazzam bir ihtiyaç vardır. Pratik uygulamalarda şehir sayıları birkaç düzineden milyonlar (devre kartı tasarımlarında) seviyesine kadar olabilmektedir. Problem boyutlarının yanı sıra çeşitli uygulama alanlarından dolayı da ortaya çıkabilen özel durumları ele alacak algoritmalar koleksiyonunun olması gereklidir [12,13].

Standart GSP'de, problemin şartlarına göre herhangi bir şehirden çıkan gezgin satıcı tüm şehirlere yalnız bir kere uğrayarak yeniden başladığı şehre geri dönmektedir ve şehirlerarası uzaklıklar verildiğinde en az uzunluklu yolun bulunması istenmektedir.

Eğer şehirler düğümlerle, yollar ise bağlar ile gösterilirse problem graf üzerinde minimum maliyetli kapalı yolun (Hamilton döngüsünün) bulunmasına karşılık gelmektedir ve şehir sayısı arttıkça problemin çözümü için gerekli olan süre üstel biçimde artmaktadır. Eğer şehir sayısı  $n$  ve bir şehirden en çok hareket edilebilecek komşu değeri (düğümün derecesi)  $m$  ise bu problemin algoritma karmaşıklığı  $O(m^n)$  olmaktadır [13].

Problem boyutunun büyümesinin çözümü zorlaştırmasına yönelik fikir verebilmesi için gezgin satıcı problemine ait elde edilen en iyi çözüm büyüklüklerinin listesi kronolojik olarak aşağıda verilmiştir.

Tablo 1.2. Gezgin satıcı problemi dönüm noktaları [11,14]

Yıl	Araştırma Takımı	Problem Boyutu
1954	G. Dantzig, R. Fulkerson, ve S. Johnson	49 şehir
1971	M. Held ve R.M. Karp	64 şehir
1975	P.M. Camerini, L. Fratta, ve F. Maffioli	67 şehir
1977	M. Grotschel	120 şehir
1980	H. Crowder ve M.W. Padberg	318 şehir
1987	M. Padberg ve G. Rinaldi	532 şehir
1987	M. Padberg ve G. Rinaldi	2392 şehir
1994	David L.Applegate, Robert E.Bixby, Vasek Chvatal, ve William J. Cook	7397 şehir
1998	David L.Applegate, Robert E.Bixby, Vasek Chvatal, ve William J. Cook	13509 şehir
2001	David L.Applegate, Robert E.Bixby, Vasek Chvatal, ve William J. Cook	15112 şehir
2004	David L.Applegate, Robert E.Bixby, Vasek Chvatal, ve William J. Cook	24978 şehir
2006	David L.Applegate, Robert E.Bixby, Vasek Chvatal, William J. Cook, Daniel Espinoza, Marcos Goycoolea, Keld Helsgaun	85900 şehir

Yukarıda tanımlanmış olan GSP'nin matematiksel modeli ise aşağıda sunulmuştur [5];

$G(V,E)$ : Tam bağlı bir graf verilmiş olsun.

$V$ : Graftaki düğümlerin kümesi

$E$ : Graftaki hatların kümesi

$d_{u,v}$ :  $(u,v) \in E$  hattının uzunluğu

Herhangi bir  $v \in V$  düğümünden başlayan, tüm düğümleri bir kez ziyaret ettikten sonra  $v$  düğümüne geri dönen bir yol "tur" olarak adlandırılır.

$$\begin{aligned}
& \min \sum_i \sum_j c_{ij} x_{ij} \\
& \text{s.t.} \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad j=1,2,\dots,n \\
& \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad i=1,2,\dots,n \\
& u_i - u_j + n x_{ij} \leq n - 1 \quad i \neq j; i=2,3,\dots,n; j=2,3,\dots,n \\
& x_{ij} = 0 \text{ ya da } 1, u_{ij} \geq 0 \\
& x_{ij} = \begin{cases} 1 & i \text{ 'den } j \text{ 'ye gidiliyorsa} \\ 0 & \text{diğer durumda} \end{cases}
\end{aligned} \tag{1.1}$$

#### 1.4.1. Gezgın satıcı problemleri

Literatürde klasik GSP'nin amaç fonksiyonun deęiştirilmesi ve/veya kısıtlarının farklılaştırılması ile elde edilen farklı varyantları bulunmaktadır ve bunlar ařaęıda kısaca listelenmiřtir [10].

Verilen problemde düęümler arası mesafelerin gidiř ve dönüş için eřit olduęu durumlarda problem simetrik GSP, düęümler arası mesafelerin gidiř ve dönüş mesafeleri farklı olduęu durumlarda problem asimetrik GSP olarak adlandırılmaktadır.

Karlı GSP ise standart GSP'de yer alan bütün düęüm noktalarına ait birer kar/kazanç deęeri olması ve satıcının mevcut bütün düęüm noktalarını ziyaret etme zorunluluęunun olmadığı problemlerin genelleřtirilmiř řeklidir. Bu problem tipinde amaç, toplanan karın ençoklanması ile yapılan yol masraflarının enazlanması kriterlerinin eş zamanlı olarak optimize edilmesidir. Bu amaçla bu iki optimizasyon kriteri ya amaç fonksiyonunda bulunmakta ya da kısıt olarak yazılmaktadır.

Zaman pencereleli GSP, her řehrin önceden belirlenen zaman aralıkları ięerisinde ziyaret edilmesi kısıtı göz önünde bulundurulan problem çeřididir.

Belirsiz GSP'de gerçek hayattaki pek çok belirsizlięin hesaplamalara dâhil edilmesi söz konusudur. Bu tip GSP problemlerine örnek olarak, trafik, hava durumu gibi etkenlerin, tur boyunca yollarda geçecek süre üzerinde belirsizlik oluřturması verilebilir.

Çoklu gezgin satıcı probleminde (ÇGSP),  $n$  adet şehir, her biri ayrı bir satıcıya atanmak üzere  $m$  adet gruba bölünmektedir.

İki depolu heterojen gezgin satıcı probleminde (2-HTSP), bir şehir kümesi üzerinde, iki farklı merkezden hareket eden ve birbirinden farklı olan araçlar tüm şehirlere uğrayarak araç başına minimum mesafeyle turlarını tamamlamaktadırlar.

Dinamik GSP, zaman içerisindeki değişimleri dikkate alan ve sürekli yeni bir optimum bulmayı amaçlayan bir GSP'dir.

Genelleştirilmiş GSP'de, bir gezgin satıcı  $s$  salkımlı,  $n$  düğümlü bir ağda bir başlangıç noktasından başlayıp her salkımdan bir düğüme sadece bir defa uğrayıp başladığı yere dönmek durumundadır. Uğrayacağı yerlerin sıralarını belirlerken de kat edeceği toplam mesafenin veya yapacağı harcamanın en küçük olmasını amaçlamaktadır. Uçaklar için havaalanı rotalaması, elektronik devre tasarımı, posta kutusuna dağıtım problemleri, malzeme akış sistemleri tasarımı genelleştirilmiş GSP'ye örnek olarak verilebilir.

Açık döngülü GSP'de, gezgin satıcı her noktaya uğramakta ancak başladığı noktaya geri dönme zorunluluğu bulunmamaktadır.

### **1.5. Gezgin Satıcı Problemleri Çözüm Teknikleri**

Genel olarak kombinatoriyal optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan algoritmalar en iyi çözümü garanti eden kesin algoritmalar ve en iyi çözümü garanti etmeyen ancak makul bir çözüm zamanı içerisinde probleme iyi bir çözümü bulmayı hedefleyen yaklaşık algoritmalar olarak iki sınıfa ayrılır [5].

GSP'nin çözümünde ilk olarak klasik yöntemler uygulanmıştır. Bu yöntemler kesin ve sezgisel yöntemlerden oluşmaktadır. Lineer programlama, dinamik programlama, dal-kesim yöntemi gibi kesin yöntemler küçük problemlerin çözümünde kullanılırken; 2-opt, 3-opt, markov zinciri, TB, TA gibi sezgisel yöntemler daha büyük problemlerin çözümü için kullanılmaktadır. Çözüm uzayının çok büyük olduğu durumlarda klasik yöntemlerin çözümde yetersiz kalması ile genellikle tabiattan ilham alınarak oluşturulan popülasyon temelli optimizasyon algoritmaları geliştirilmiştir. GA, KKA, YAK, YSA, yapay bağışıklık sistemi (YBS), PSO, akıllı su damlaları (ASD),

elektromagnetizm benzetimli mekanik algoritması (EBMA) bu alanda yer alan GSP çözüm teknikleridir [10].

### **1.5.1. Kesin yöntemler**

Kombinatoriyal problemler için olduğu gibi GSP için de ilk akla gelebilecek yöntem kaba kuvvet (brute-force) yöntemidir. Kaba kuvvet yöntemi en basit şekli ile bütün olası turların oluşturulması ve bu turların uzunluklarının hesaplanmasıdır. Bu turlar arasındaki en kısa tur da optimal tur olmaktadır [11]. GSP'nin çözüm uzayının problem boyutuna bağlı olarak hızlı bir şekilde kaba kuvvet yöntemi ile hesaplanamaz hale gelmesi nedeni ile çeşitli yeni yöntemlere ihtiyaç duyulmuştur.

GSP'nin formülasyonunun ilk ortaya konduğu zamanlarda simpleks metodu emekleme dönemindeydi ve tam sayılı lineer programlama problemlerini çözecek bir algoritma mevcut değildi. Bu nedenle uygulamacılar kısıtlamaları ve bütünsellik gereksinimlerini gevşeterek çözüme ulaşmak ve gevşetilmiş problemin çözümünü görsel olarak inceleyip bu kısıtlama ve gereksinimleri aşamalı olarak tekrar dahil etme şeklinde bir strateji izlemişlerdir. İlk olarak Miliotis (1976, 1978) kısıt gevşetme ve dal-sınır algoritması veya Gomory kesmeleri kullanarak bütünselliğe erişen tam otomatik bir algoritma tasarlamıştır. Daha sonrasında ise alt tur eliminasyon kısıtları, Gomory kesmeleri ve sütun oluşturmayı birleştiren ancak dallanma içermeyen bir kesme-fiyat algoritması ortaya koymuştur [15].

#### **1.5.1.1. Dal-sınır yöntemi**

Dal-sınır algoritmaları gezgin satıcı problemlerinin çözümü için sıklıkla kullanılmıştır. Matematiksel programlama bağlamında başlangıçta problem kısıtlarının bazılarının gevşetilmesi ve sonrasında ardışık işlemler süreci ile olurluluğu tekrar geri kazanmak olarak görülebilir [16].

Dal-sınır stratejisi problemi çözülmek için daha küçük alt problemlere bölmektedir. Dal-sınır algoritması, her birinin birden fazla olası çözümü olabilen ve seçilen alt problemin daha sonraki alt problemlerin olası çözümlerini etkileyebildiği bir alt problemler çözüm sistemidir ve adımları aşağıda verilmiştir [11];

Adım 1: Bir başlangıç düğümü seç.

Adım 2: Sınırı çok büyük bir değer olarak ayarla, mesela sonsuz.

Adım 3: Şimdiki düğüm ile ziyaret edilmemiş düğüm arasındaki en ucuz bağlantıyı seç ve uzaklığı mevcut uzaklığa ekle ve mevcut uzaklık sınırdan küçük kaldığı sürece bunu tekrarla.

Adım 4: Eğer şimdiki uzaklık sınırdan daha küçük ise, işlem tamamlanmıştır.

Adım 5: Uzaklığı topla ve sınır mevcut uzaklığa eşit olacaktır.

Adım 6: 5. Adımı bütün bağlantılar kapsanana kadar tekrarla.

### **1.5.1.2. Dal-kesme yöntemi**

GSP ile ilgili dal-kesme algoritması ve çok düzlem teorisindeki gelişmeler 1980'lere dayanmaktadır. Bu çalışmalar Padberg ve Hong (1980), Crowder ve Padberg (1980), Grottschel ve Padberg (1985), Padberg ve Rinaldi (1987, 1991), Grottschel ve Holland (1991) ve Naddef ve Rinaldi (1991) tarafından gerçekleştirilmiştir [6].

Dal-kesme algoritması dal-sınır algoritmasını çalıştırmayı ve lineer programlama gevşetmelerini sıkıştırmak için kesme düzlemleri kullanmayı kapsamaktadır. Algoritma doğrusal problemi doğrusallık kısıtları olmadan simpleks algoritmasını kullanarak çözer. Optimal bir çözüm elde edildiğinde ve bu çözümün tam sayı olması gerekli olan ama tam sayı olmayan bir değişkeni mevcut olduğunda, bir kesme düzlemi algoritması kullanılarak mevcut bütün olurlu tam sayı noktalar tarafından karşılanan ancak mevcut tam sayı olmayan çözüm tarafından ihlal edilen ilave lineer kısıtlar bulunabilir. Bu eşitsizlikler lineer probleme eklenebilir ve bu şekilde çözümlenerek muhtemelen daha az tam sayı olmayan bir çözüme erişilebilir [17].

### **1.5.1.3. Dal-fiyat yöntemi**

Dal-fiyat algoritması, doğrusal programlama problemlerini dal-sınır ve dal-kesme algoritmalarını birlikte kullanarak çözer. Bu yöntemler doğrusal programlamanın kolon üreterek çözümü ve dal-sınır algoritması ile çözümüdür. Doğrusal programlamanın çok fazla sayıda değişkeni olduğunda her değişkeni fiyatlandırmak zaman alıcı ve zor bir süreçtir. Dal-fiyat algoritmasındaki yaklaşım, kolon oluşturma yaklaşımı etkin bir arama yapmak için fiyatlandırma alt problemini çözerek fiyatlandırma yapmak için kolonda seçilecek en uygun değişkeni bulmaktır. Fiyatlandırılacak en uygun değişken minimizasyon probleminde pozitif,

maksimizasyon probleminde negatif değerlidir. Eğer bu kolonlar bulunursa doğrusal programlama tekrar optimize edilir. Aksi takdirde dallanma süreci başlatılır [6].

### **1.5.2. Klasik sezgisel yöntemler**

Ele aldığımız GSP açısından kesin çözüm yöntemlerinin yalnızca küçük boyutlu problemleri çözebilmeleri nedeni ile bu algoritmalar az sayıdaki nokta içeren problemlerin çözümü için kullanışlı olmaktadır. Eğer daha büyük ve karmaşık problemleri kesin yöntemler ile çözmeye çalışırsak, nihayetinde optimal sonuçları elde edeceğimizi bilsek de bu çözümü elde etmek için gerekli olan zaman muhtemelen ömrümüzden daha fazladır. Örneğin GSP’de düğüm sayısının her bir artışında problem çözümündeki hesaplama zorluğu logaritmik olarak artmaktadır. Bu sebepler araştırmacıları çeşitli kombinatoryal ve gerçek hayat problemlerinin çözümünde iyi bir ünü olan sezgisel ve meta sezgisel yöntemler kullanmaya zorlamıştır ve klasik sezgisel yöntemlerin birçoğu 1960-1990 yılları arasında geliştirilmiştir ve bu teknikler göreceli olarak daha dar bir çözüm uzayına sahip problemlerde etkin çözüm vermektedir [6,18,19].

Literatürde yer alan klasik sezgisel algoritmalar rota yapılandırma yöntemleri, rota geliştirme yöntemleri ve iki aşamalı yöntemler olarak üç kategoriye ayrılmaktadır [6,20].

#### **1.5.2.1. Rota yapılandırma yöntemleri**

Rota yapılandırma yöntemleri çözümü oluştururken problem verisini adım adım kullanırlar ve süreç bitmeden bir çözüm elde edilmiş olmaz. Bütün tur oluşturucu algoritmalar bir çözüm elde edince dururlar ve bu çözümü geliştirmeyi denemezler. Ancak çoğu durumda yapılandırma yöntemi oluşturulan çözümün kalitesi hakkında bir garanti vermemektedir. Rota yapılandırma algoritmalarının bazıları; en yakın komşuluk sezgiseli, açgözlü (greedy) sezgiseli, ekleme sezgiseli, Christofide sezgiseli olarak verilebilir [6,12,15,21].

#### **1.5.2.2. Rota geliştirme yöntemleri**

Bu metotlar her hangi bir şekilde elde edilmiş olan bir turun kalitesini arttırmak amacı ile kullanılırlar ve tur kurucu sezgisellerden en büyük farkı aramaya uygun bir çözüm

ile başlamalarıdır. Bu metotta her iterasyonda çözümün içindeki elemanlarda sınırlı değişiklikler yaparak daha iyi bir amaç fonksiyonu değerine sahip başka bir çözüm elde etmeye çalışırlar. 2-opt, 3-opt, k-opt, Lin-Kernighan rota geliştirme algoritmaları için örnek olarak gösterilebilir [6,15,16,20].

### **1.5.2.3. İki aşamalı algoritmalar**

İki aşamalı algoritmalarda problem iki alt probleme ayrıştırılır. Bu alt problemlerden biri kümeleme, diğeri de rotalamadır. Bu adımların hangisinin önce gerçekleştirildiğine göre “önce grupta sonra rotala” veya “önce rotala sonra grupta” olmak üzere iki tipi vardır. Süpürme algoritması, Christofide, Mingozzi ve Toth iki aşamalı metodu, taç yaprağı (petal) algoritması iki aşamalı algoritmalarla örnek olarak verilebilir [6,20].

### **1.5.3. Meta sezgisel algoritmalar**

En iyi çözümü garanti etmeksizin daha az çözüm zamanında en iyiye yakın kabul edilebilir bir iyi çözüm elde etmeyi hedefleyen sezgisel algoritmalar NP-ZOR bir problem olan GSP'nin çözümü için kullanılabilirler ve hesaplama gücünün artışı ve sezgisel algoritmaların kolaylıkla birçok probleme uyarlanabilmesi sezgisel yöntemler ile ilgili olan çalışmalara hız kazandırmaktadır. Mühendislik ve optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilen neredeyse her yeni yaklaşım genel bir test seti sayılabilen GSP üzerinde test edilmektedir [5,16,23].

Sezgisel algoritmaların sınıflandırılmasında farklı yaklaşımlar ortaya çıkmıştır ancak temel olarak doğal temelli olan ve doğal temelli olmayan algoritmalar şeklinde bir ayırım veya popülasyon temelli algoritmalar ve tek nokta temelli algoritmalar olarak yapılan ayırımlar kullanılmaktadır. Aşağıda bu algoritmalar kısaca tanıtılmıştır [6,22,23].

#### **1.5.3.1. Tavlama benzetimi**

Tavlama fiziksel süreci, bir katının ergiyinceye kadar bir ısı banyosunda ısıtılması ve sonrasında mükemmel bir yapıya sahip olduğu duruma kristalleşinceye kadar soğutulmasıdır. Bu süreç sayesinde katının serbest enerjisi (stres) enazlanmaktadır. Tavlama benzetimi ise, çözümler hedef fonksiyonu değerini arttırdığı sürece belirli bir



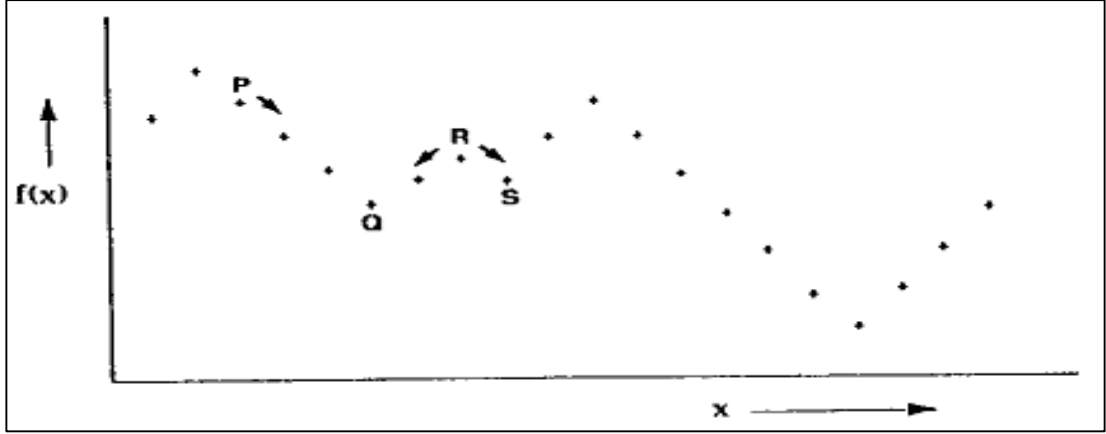
olasılık ile kabul ederek, tavlama sürecini taklit eden bir sezgisel tekniktir. Daha ileri değerlendirmeler için sadece hedef fonksiyon değerinde iyileştirme yapan çözümleri ele alan pek çok yöntemin aksine, tavlama benzetimi, bazen hedef fonksiyonunda daha kötü sonuç veren yeni çözümleri de kabul eden rassal geliştirme tekniğidir [24].

Tavlama benzetiminin kesikli optimizasyon için bir teknik olarak kullanılması 1980'lerin başına kadar uzanmaktadır. Tavlama benzetiminin temellerini oluşturan fikirler ilk olarak 1953 yılında Metropolis ve arkadaşları tarafından, tavlama olarak da bilinen, ısı banyosundaki bir malzemenin soğumasını simüle eden bir algoritma olarak yayınlanmıştır. Eğer katı bir malzeme erime noktasına kadar ısıtılıp ardından katı faza soğutulursa, soğutulmuş katının yapısal özellikleri, soğuma oranına bağlıdır. Örneğin, büyük kristaller, çok yavaş soğutma ile oluşturulurken, su verilerek veya hızlı soğutulma durumunda kristal kusurlar içerecektir. Tavlama süreci, malzemeyi, parçacıklar sistemi olarak değerlendirerek simüle edilebilir. Metropolis'in algoritması, soğuma sürecine tabi bırakılan sistemin enerjisindeki değişimi, kararlı "donmuş" duruma yakınsayınca kadar simüle eder. Otuz yıl sonra Kirkpatrick ve arkadaşları, bu tip simülasyonun, optimal çözüme yakınsama hedefi ile, bir optimizasyon probleminde olurlu çözümlerin araştırılmasında kullanılabileceğini önermişlerdir [25,26].

Tavlama benzetimi, fiziksel tavlama işlemini taklit etmek üzere rassal tepe tırmanma ile çözüme başlamaktadır. Eğer rassal olarak uygulanan bir operatör daha iyi bir çözüm bulmuş ise bu çözüm kabul edilmektedir (yeni temel çözüm olmaktadır). Bununla beraber bulunan çözüm mevcut çözümden daha kötü ise, bu çözüm sıcaklık değişkenine bağlı bir olasılık doğrultusunda kabul edilmektedir. Bu yapay sıcaklık değişkeni de bir soğuma çizelgesi izlemektedir. Yüksek sıcaklıklarda, kötü çözümler daha yüksek olasılıklar ile kabul edilmektedir ve bu aşamada tavlama benzetimi daha çok bir rassal arama gibi hareket etmektedir. Daha düşük sıcaklıklarda ise, kötü çözümler daha nadir olarak kabul edilmektedir ve tavlama benzetimi standart tepe tırmanma prosedürü gibi işlemektedir. Yeteri kadar yavaş bir soğutma çizelgesi ile tavlama benzetimi yüksek olasılıkla global optimuma yakınsayacaktır [25,27,28].

Tavlama benzetimi yaklaşımı, işleyişi olurlu çözümler altkümesi içinde ardışık olarak mevcut çözümden komşu çözümlere ilerleme olan, iyi bilinen bir sezgisel teknik yerel

(komşuluk) aramanın bir başka şekli olarak değerlendirilebilir. Bir minimizasyon problemi için, geleneksel yerel arama tekniği, aramanın sürekli olarak gelişim sağlayan yönde ilerlemesini öneren bir iniş stratejisi uygulamaktadır. Ancak, bu tarz bir strateji çoğunlukla, global optimumdan ziyade yerel bir optimuma yakınsama ile sonuçlanmaktadır [29].



Şekil 1.2. İniş stratejisinin gösterimi [29]

İniş stratejileri ile elde edilen çözümler tamamı ile kullanılan başlangıç çözümlerine bağlıdır. Şekil 1.2 her bir çözümün sadece iki komşusunun olduğu ve sol ve sağ yandaki noktalar ile gösterildiği fonksiyona basit bir örnektir. İniş stratejisi, daima başlangıç noktasını da içeren vadinin daima dip kısmına doğru ilerleyecektir. Örneğin, başlangıç çözümü P, daima son çözüm Q'ya doğru ilerleyecektir. Tek istisna R gibi 2 vadinin (Q ve S) olduğu yerel maksimumlardır.

Tartışılabilir olan bir nokta, güvenilir bir sezgisel algoritmanın başlangıç noktasına daha az bağımlı olmasıdır. Şekil 1.2.'den nihai hedef olan minimum noktaya erişebilmek için bazı yokuş yukarı hareketlere ihtiyaç olduğu açıktır, fakat bu hareketler, kontrollü ve kısıtlı olarak kullanılmalıdır. Tavlama benzetiminde sezgisel yokuş yukarı hareketlere izin vardır, fakat sıklıkları algoritmanın ilerleyişi ile değişen bir olasılık fonksiyonuna bağlıdır.

Tavlama algoritmasının en kritik kısmı ise, başlangıç sıcaklığı, soğutma fonksiyonu, her sıcaklıkta gerçekleştirilecek olan iterasyon sayısı ve son olarak da algoritmanın sonlanması için durma kriterlerinden oluşan, tavlama çizelgesidir. Çok hızlı soğutulan bir sistem, istenmeyen yüksek bir enerji düzeyinde donabilir. Sistemin istenmeyen bir

enerji düzeyinde donması, problemin bir yerel optimuma takılmasına karşılık gelmektedir. Algoritmanın adımları ise aşağıda gösterilmiştir [30];

Adım 1: Tesadüfi ya da seçilmiş bir çözüm kümesini, başlangıç çözümü olarak kabul et.  $S_0$ ;

Adım 2: Başlangıç çözümüne en iyi çözüm olarak  $S$  ata. [ $S' = S$ ];

Adım 3: Başlangıç çözümünün maliyet fonksiyonunu hesapla. [ $S: C(S)$ ];

Adım 4: Başlangıç sıcaklığı,  $T_0$  belirle.

Adım 5: Başlangıç sıcaklığını,  $T$  değerine ata. [ $T = T_0$ ];

Adım 6: Durma kriterleri gerçekleşmedi ise, aşağıdaki işlemleri gerçekleştir.

a) Markov zinciri uzunluğu belirle.

i) Mevcut  $S$ , çizelgesinde tesadüfi bir komşuluk aralığı  $S'$  belirle, [ $S' \subset N_s$ ]

ii)  $S'$  için  $C(S')$  maliyet fonksiyonunu hesapla.

iii) Bir önceki çizelge ile mevcut çizelgenin maliyet fonksiyonlarının farkını al. [ $\Delta(C) = C(S') - C(S)$ ]

iv) Eğer  $\Delta(C) \leq 0$  ise b) adıma git.  $S' = S$  kabul et.  $C(S) < C(S')$  dan  $S' = S$  ata

v)  $\Delta(C) \geq 0$  ise Adım 6, a) ya geri dön ve  $x$  gibi  $(0,1)$  aralığında bir tesadüfi sayı üret.

Eğer  $X \alpha e^{-\Delta(C)/T}$  ise  $S = S'$  ata

b)  $T$  sıcaklığını azalt Adım 6'ya dön.

Adım 7: En iyi çizelge,  $S'$ , oluştur ve dur.

Tavlama benzetimi algoritmasının GSP için uyarlanması ise aşağıda verilmiştir [31];

Adım 1: Gezgin satıcı problemi için bir başlangıç çözümü ( $\tau$ ) elde edilir. Sıcaklık  $T > 0$  olarak ayarlanır ve  $\tau' = \tau$  olarak atanır.

Adım 2: Uygun yöntemle göre başlangıç turundan ( $\tau$ ) rasgele bir hareket yapılarak ( $\tau'$  'ye komşu olan) ( $\tau'$ ) turu oluşturulur.  $\Delta = c(\tau') - c(\tau)$  maliyet farkı hesaplanır.

Adım 3: Eğer  $\Delta < 0$  ise  $\tau = \tau'$  olarak atanır ve 5. adıma geçilir. Aksi halde  $x \in [0,1]$  rasgele bir sayı belirlenir.

Adım 4: Eğer  $x < \exp(-\Delta/T)$  ise  $\tau = \tau'$  olarak atanır.

Adım 5: 2, 3 ve 4. adımlar daha önce belirlenen sayıda tekrarlanır.

Adım 6: Sıcaklık ( $T$ ) güncellemesi yapılır ve 2, 3, 4 ve 5. adımlar daha önce belirlenen sayıda tekrarlanır.

### 1.5.3.2. Tabu arama

Mevcut çözümün komşuluğunda daha iyi bir çözüm araştıran bir komşuluk arama algoritması olan tabu aramanın temel fikirleri Hansen tarafından en dik çıkış / en yumuşak iniş formülü ile geliştirilmiş ise de, modern şekli Glover'in fikirlerinden türetilmiştir. Tabu arama, hafıza esaslı bir arama stratejisidir. Bu yöntemde önceki aşamalarda elde edilen bilgi sonraki aşamalardaki yönelimleri belirlemek amacı ile kullanılmaktadır. Tabu araştırmaları, yerel optimalliğin tıkanıklığından kaçınmak ve diğer yöntemlere yol göstermek amacı ile geliştirilmiş ve optimuma yakın sonuç veren sezgisel bir arama metodudur. Tabu araştırmaları hedefe, kısıt ve tabu kullanarak, belirli bir olasılıkla ulaşır. Hedefe ulaşma olasılığının yükselmesi için, kısıt ve tabu sayılarını arttırmak gerekir [15,26,29,32].

Tabu arama tekniğinde ilk olarak bir çözümü başka bir çözüme dönüştüren ve adım (hareket) olarak adlandırılan bir fonksiyon tanımlanmaktadır. Herhangi bir  $S$  çözümü için, uygulanabilir adımlar (aday çözümler) alt kümesi tanımlanır. Bu adımlar alt kümesi,  $S$ 'in komşuluğu olarak adlandırılan  $NH(S)$  çözümler alt kümesini oluşturmaktadır. Başlangıç çözümünden başlayarak, tabu arama tekniği mevcut  $S$  çözümünden,  $S'$  mevcut  $S$  çözümünden daha kötü olsa da durma kriteri sağlanıncaya kadar,  $NH(S)$  içindeki en iyi  $S'$  çözümüne tekrarlı şekilde ilerler. Eğer  $S'$  seçimi yasaklı ise (Tabu)  $NH(S)$  içindeki sonraki en iyi çözüm değerlendirilir. Algoritmanın döngüye girmesini engellemek amacı ile yeni incelenen çözümler belirli sayıda iterasyon için yasaklanmalıdır veya tabu ilan edilmelidir. Bu yasaklı hareketleri tabu listesi adı verilen bir listede tutmakla mümkün olmaktadır. Tabu listesinin boyutu, döngüyü engelleyecek kadar büyük, fakat çok fazla hareketi de yasaklamayacak kadar küçük olmalıdır. İlave olarak, tabu listesinde mevcut olan faydalı (yeni bir en iyi çözüme giden adım gibi) adımlar ile ilgili durumlar için yeterlilik (aspiration) kriteri tanımlanmıştır. Eğer bir yasak hareket yeterlilik kriterini sağlıyor ise tabu durumu kaldırılmakta ve tekrar izin verilen bir hareket halini almaktadır [22,26,30,33].

Bu amaçla tabu aramalarında üç ayrı strateji kullanılmaktadır;

1. Yasaklama stratejisi, hangi hareketlerin tabu listesine girip girmeyeceğini belirleyen ve döngüyü önlemek için, belirli hareketleri yasaklama mekanizmasını oluşturan bir stratejidir.

2. Yeterlilik kriteri, yeterli koşulları sağlayan çözümlerin tabu durumundan çıkmasını sağlayan bir stratejidir.

3. Kısa dönem stratejisi, önceki iterasyonlardaki davranışları depolayan bir stratejidir.

Tavlama benzetimi algoritmasında olduğu gibi, tabu arama algoritması da yerel optimumlara takılmayı önlemek için iyileşen azalma yöntemi (improving descent method) stratejisine dayanmaktadır. Bununla beraber, deterministik komşuluk arama yöntemini kullanması ile tavlama benzetimi tekniğinden ayrılmaktadır. Tavlama benzetimi, her bir iterasyonda verilen çözümün komşuluğunda amaç fonksiyonunda en iyi ilerlemeyi verecek aramalar yapılır, sonrasında en ucuz maliyeti veren ilerletmeyen (non-improving) hareket seçilir. Bu işlem cari yerel optimumun uzağında bir yerde aramaya neden olur. Benzer operatörlere rağmen tabu arama yöntemi yerel optimumlardan tavlama benzetimi tekniğine göre daha hızlı kurtulacaktır. Eğer en son incelenen yerel optimuma geri dönecek olan bütün hareketler yasaklı ise, tabu arama, hızlı bir şekilde yerel optimumdan uzaklaşacak ve çözüm uzayının başka bir bölgesinde arama yapacaktır. Tavlama benzetimi ise bunun aksine olasılıksal olarak, yerel optimumdan uzaklaşmadan önce, eski arama bölgesinin çevresinde uzunca bir süre arama yapacaktır. Tabu arama tekniği, son bulunan çözümün kalitesi ile ilgilenmemekte aksine arama yaparken en iyi çözüme giden yolu bulmak ile ilgilenmektedir. Tabu arama, bir çözüme yakınsamaya değil çözümleri araştırmaya odaklanmaktadır [25].

GSP'nin çözümüne yönelik tabu arama algoritmasının adımları aşağıda verilmiştir [31];

Adım 1: Rasgele veya bazı başlangıç tur oluşturma yöntemleri kullanarak başlangıç turu oluştur, bu çözüm için amaç değerini hesapla.

Adım 2: 2-kenar değiştirme seti oluştur ve en uygun adayı belirle

Adım 3: En uygun adayı uygula.

Adım 4: Tabu listesi, yeterlilik ölçütleri, diğer değişkenler ve şu ana kadar bulunan en iyi turu güncelle. Eğer durma ölçütüne ulaşılmış ise 5. adıma geç, aksi halde 2. adıma git.

Adım 5: Eğer bulunan son tur şu ana kadarki en iyi tur ise, global en iyi turu güncelle.

Adım 6: Eğer daha önce belirlenen arama sayısına ulaşılmış ise çıktı en iyi tur ata ve işlemi durdur. Aksi halde 1. adıma git.

Şeklinde sözel olarak ifade edilebilecek tabu arama algoritması;

Adım 1: Herhangi bir başlangıç noktası  $x^0$ , iterasyon limiti  $K$ , tabu listesi uzunluğu  $L$ 'yi belirle. Cari çözüm  $x' = x^0$ , çözüm indeksi  $k = 0$ .

Adım 2: Eğer  $x^k$  çözümün komşu çözümü yoksa yani  $M = \emptyset$  ise veya  $k = K$  ise dur.  $x'$  optimum çözümdür. Aksi durumda adım 3'e git.

Adım 3:  $x^k$  çözümün komşu çözümü  $x^{k+1}$ 'i seç.  $\Delta Z = [Z(x^k) - Z(x^{k+1})]$  olarak hesapla.

Adım 4: Eğer  $\Delta Z \leq 0$  ise Adım 5'e git. Aksi halde adım 6'ya git.

Adım 5:  $x' = x^{(k+1)}$  al.

Adım 6:  $x^k$ 'dan  $x^{(k+1)}$ 'e geçerken yapılan değiştirme işlemi tabu listesinde var mı? Evet ise adım 7'ye git. Aksi takdirde adım 8'e git.

Adım 7:  $x^k$ 'dan  $x^{(k+1)}$ 'e geçerken amaç fonksiyonunda iyileşme oluyor mu? Evet ise aspirasyon kriteri gereği  $x^k$ 'dan  $x^{(k+1)}$ 'e geçerken yapılan değişikliğe izin ver. Hayır ise bu değişikliğe izin verme.  $k = k+1$  güncellemesini yaparak adım 2'ye dön.

Adım 8:  $x^k$ 'dan  $x^{(k+1)}$ 'e geçerken yapılan değiştirme işlemi tabu listesine kaydet. Eğer  $|M| > L$  ise tabu listesinin en sonundaki elemanı tabu listesinden çıkart. Adım 2'ye dön, ifadesi ile matematiksel biçimde tanımlanabilir.

### 1.5.3.3. Genetik algoritma

GA, doğadaki evrim mekanizmasını örnek alarak bir veri grubundan özel bir veriyi bulmak için kullanılan bir arama yöntemidir ve 1970 yılında John Holland tarafından ortaya atılmıştır. GA, iyi çözümü değerlendirmede kullanılan bir uygunluk fonksiyonu ve yeni çözümler üretmek için yeniden düzenleme (recombination), çaprazlama ve değiştirme (mutasyon) gibi operatörleri kullanarak, doğada da geçerli olan en iyinin yaşaması kuralına dayanarak sürekli iyileşen çözümler üretmektedir. GA'yı, komşuluk arama, tabu arama gibi yerel arama algoritmalarından ayıran en önemli özelliklerinden biri, bu algoritmaların tek bir olurlu çözüm üzerinde çalışmaya dayalı işleyişi karşısında GA'nın bireylerden oluşan bir popülasyonu değerlendirmekte oluşudur. Bir popülasyonla çalışmak, farklı yapıları ve özellikleri olan değişik bağımsız bireylerin incelenmesine ve iyi çözümlerin daha etkin bir şekilde tanımlanmasını ve araştırılmasını sağlamaktadır. Çalışması sırasında GA yüksek uygunluk değerlerine sahip bireylerin yaşamasını, düşük uygunluk değerlerine sahip bireylerin ise popülasyondan elenmesini sağlar ve kalan bireylerin yapısal fakat rassal bir biçimde bilgi değişimi yaparak yeni bireyler oluşturarak popülasyonun yenilenmesini sağlar.

GA'da çözümün uygunluğu onun seçilme şansını arttırmakta ancak bunu garanti etmemektedir. Seçim de ilk grubun oluşturulması gibi rastgeledir ancak bu rasgele seçimde seçilme olasılıklarını çözümlerin uygunluğu belirler [10,15,26,31].

GA'nın kendisinden önceki sezgisellere göre başlıca yeniliği çaprazlama adında bir yeniden oluşturma operatörünü kullanmasıdır. GA'nın Holland tarafından oluşturulmuş orijinal versiyonunda çözüm parametreleri ikilik sistemde kodlanmakta ve ikili sayıları tersine çevirme mutasyonu ve n-nokta çaprazlaması kullanılmaktadır. İki ebeveynin özelliklerini birleştirerek yeni bir çocuk oluşturulması olan çaprazlamada, ebeveynlerin kromozomlarından seçilen rasgele bir noktadan sonraki kromozom parçaları karşılıklı değiştirilerek yeni bireyler elde edilmektedir. Mutasyon ise aynı bireyin kromozom yapısı içerisinde sıklıkla seçilmiş olan iki nokta arasındaki parçanın ters çevrilerek yeniden dizilmesi şeklinde gerçekleşmektedir ve GSP çözümünden bu işlemlerin uygulanışı aşağıda verilmiştir [6,31].

Tablo 1.3. Çaprazlama, mutasyon ve değiştirme örnekleri [31]

Tip	Ebeveyn	Çocuklar
Çaprazlama	1 - 2 / 3 - 4 - 5 - 6	1 - 2 - 4 - 3 - 6 - 5
	2 - 1 / 3 - 4 - 5 - 6	2 - 1 - 3 - 4 - 5 - 6
Mutasyon	2 - 4 - 3 - 1 - 5 - 6	6 - 4 - 3 - 1 - 5 - 2
Değiştirme	2 - 1 - 3 - 4 - 5 - 6	2 - 4 - 3 - 1 - 5 - 6

Standart GA için algoritma adımları aşağıda verildiği gibidir;

Adım 1: Olası çözümlerin kodlandığı bir çözüm grubu oluşturulur (çözüm grubu, biyolojideki benzerliği nedeniyle, toplum (populasyon), çözümlerin kodları da kromozom olarak adlandırılır).

Adım 2: Her kromozomun ne kadar iyi olduğu bulunur.

Adım 3: Bu kromozomlar eşlenerek yeniden kopyalama ve değiştirme operatörleri uygulanır. Bu sayede yeni bir toplum oluşturulur.

Adım 4: Yeni kromozomlara yer açmak için eski kromozomlar ortadan kaldırılır.

Adım 5: Tüm kromozomların uygunlukları tekrar hesaplanır.

Adım 6: Eğer zaman dolmamışsa 3. adıma gidilir.

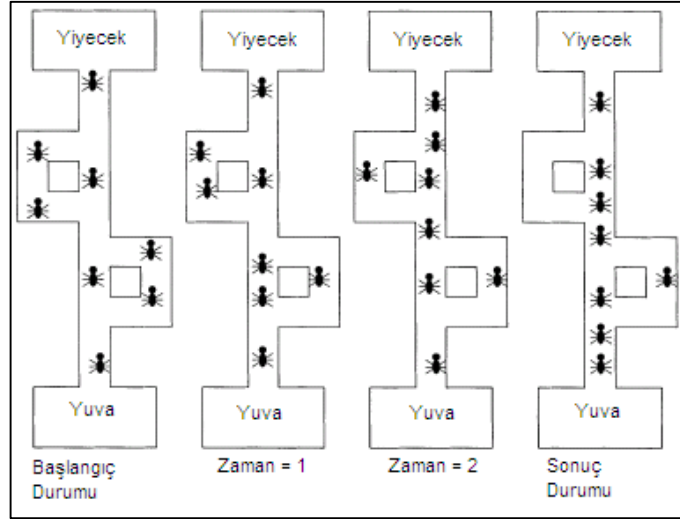
Adım 7: O ana kadar bulunmuş en iyi kromozom sonuçtur.

#### 1.5.3.4. Karınca kolonisi algoritması

Kombinasyonel optimizasyon problemlerinin sezgisel yöntemler ile çözümünde doğal proseslerin kullanımı oldukça yaygındır ve karınca sistemleri de (ant system) bu amaç için geliştirilmiş sezgisel yöntemlerden önemli bir tanesidir. Coloni, Dorigo ve Maniezzo tarafından 1991 yılında GSP'nin çözümünde başarı ile uygulanmış olan karınca sistemleri, karınca kolonilerinin yiyecek toplama prensibine göre çalışmaktadır [32].

Yapılan çalışmalar ile karıncaların yiyecek toplama süreçleri sırasında kolonileri ve yiyecek kaynağı arasında gidip gelmek için en kısa yolu feromon izleri sayesinde oluşturdukları ortaya konmuştur. Bir karınca, yiyecek kaynağına giderken yere belirli noktalarda bir miktar feromon izi bırakarak rota belirlemektedir ve yine bu sayede feromon izini takip ederek yuvaya dönebilmektedir. Feromon maddesinin uçucu yapısı gereği rota üzerindeki feromon izi zaman içerisinde zayıflamaktadır. Yiyecek kaynağına olan en kısa rotada gidiş gelişler daha kısa sürede ve dolayısıyla daha sık olduğu için feromon miktarı diğer yollara göre daha çok olmakta ve diğer karıncalar farklı rotalardaki feromon izlerini sezdikleri zaman üzerindeki feromon miktarının fazlalığı ile olasılığa bağlı olarak orantılı biçimde izleyeceği rotayı seçmektedir. Karınca seçtiği bu rotada ilerlerken kendi feromon izini de bırakmaya devam edecektir. Bu ardışık yapı en çok karıncanın tercih ettiği rotanın daha da tercih edilen bir rota olmasına yol açan bir süreç olmaktadır. Bununla birlikte bir karınca daima feromon işareti en yüksek olan yolu izlemek zorunda değildir ve her zaman daha düşük feromon düzeyine sahip yolu izleme olasılığı mevcuttur. Bu olasılık (küçük olmakla beraber) daha kısa veya alternatif rotaların veya yeni yiyecek kaynaklarının araştırılmasına izin verecek olan diğer rotaların araştırılmasını mümkün kılmaktadır [34-36].





Şekil 1.3. Feromon izinin etkisi [34]

Karınca kolonisi sistemi simülasyonu için genel prensipler aşağıda verilmiştir.

**Başlangıç:** Karınca kolonisi sistemlerinin başlangıcı iki aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak incelenen problem,  $N$  düğümler kümesini ve  $E$  köşeler kümesini temsil edecek şekilde,  $G = \langle N, E \rangle$  grafi olarak ifade edilmelidir. Burada problemin olurlu bir çözümü graf üzerindeki bir rotaya karşılık gelmektedir. İkinci olarak belirli sayıda karınca rassal olarak seçilen düğümlere keyfi olarak yerleştirilmelidir. Daha sonra dağıtılan bu karıncaların her biri aşağıda belirtilen geçiş kuralları uyarınca graf üzerinde tur atarak bir rota oluşturacaktır [36].

**Düğüm geçiş kuralları:** Karıncalar bir düğümden diğerine bir düğüm geçiş kuralına bağlı olarak ilerlemektedir. Problem kısıtlarına bağlı olarak bazı düğümler ilerlemekte olan bir karınca için erişilemez olarak işaretlenebilir. Örneğin, GSP’de, karıncanın ziyaret ettiği düğümleri erişilemez olarak işaretleyerek, karıncanın graftaki her düğümü sonlu adımda ziyaret etmesi sağlanabilir. Düğüm geçiş kuralları olasılıksaldır.  $i$  düğümündeki  $k$ . karınca için, sonraki  $j$  düğümünün seçimi aşağıdaki düğüm geçiş olasılığına göre olmaktadır.

$$p_{ij}^k = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{h \notin \text{tabu}_k} (\tau_{ih})^\alpha (\eta_{ih})^\beta} & , \text{eğer } j \notin \text{tabu}_k \\ 0 & , \text{aksi halde} \end{array} \right\} \quad (1.2)$$

Burada  $\tau_{ij}(i,j)$  köşesinde mevcut feromon yoğunluğudur,  $\eta_{ij}(i,j)$  köşesinin görünürlüğüdür.  $\alpha$  ve  $\beta$  sırasıyla feromon ize verilen bağıl önemi ve görünürlük değerine verilen bağıl önemi ifade eden kontrol parametreleridir.  $\text{tabu}_k$  ise k. karınca için mevcut durumda erişilemez olan düğümleri göstermektedir [36,37].

Feromon güncelleme kuralı: Karıncalar, probleme bir çözüm elde edinceye kadar, ardışık olarak düğüm geçiş kurallarını uygulayarak farklı düğümler üzerinde ilerlemeye devam etmektedir. Örneğin GSP’de bir çözüm, ancak bir karınca turu boyunca bütün düğümleri dolaştığı zaman elde edilmektedir. Karınca kolonisi sistemlerinde bir çevrim, her karınca bir çözüm oluşturduğu zaman tamamlanmaktadır. Her çevrimin sonunda, her köşedeki feromon izlerinin yoğunluğu aşağıdaki feromon güncelleme kuralı ile güncellenmektedir [35].

$$\tau_{ij} \leftarrow p\tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (1.3)$$

Burada  $p \in (0,1)$  önceki izlerin buharlaşma oranıdır.  $\Delta\tau_{ij}^k(i,j)$  köşesinde k. karınca tarafından mevcut çevrimde bırakılan feromon miktarıdır ve m dağıtılmış olan karınca sayısıdır. Gerçek karınca sistemlerinde kısa rotalar daha yüksek düzeyde feromon bulundurmaktadır. Benzer şekilde karınca kolonileri sisteminde daha uygun çözümler daha yüksek düzeyde feromon bulunduracaktır ve sonraki çevrimde daha yüksek düzeyde tercih edilir hale gelecektir. Bu durumda eğer k. karınca tarafından bulunan çözümün uygunluk değeri  $f_k$  olarak tanımlanırsa ve bu oluşturulan rotanın maliyeti ile ters orantılı ise, bu durumda  $\Delta\tau_{ij}^k$  aşağıdaki gibi ifade edilebilir [35,36].

Q bir sabit olmak üzere

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{f_k}{Q} & , \text{eğer } (i,j) \text{ köşesi mevcut turda k karıncası tarafından geçildi ise} \\ 0 & , \text{aksi halde} \end{cases} \quad (1.4)$$

Durma kriteri: Karınca kolonisi sistemleri için durma kriterleri, çalışılacak maksimum çevrim sayısı, merkezi işlem birimi (CPU) işlem zamanı sınırı, global en iyi çözümde iki iyileştirme arasındaki maksimum çevrim sayısı gibi değerler olabilir [35].

### 1.5.3.5. Yapay sinir ağıları

Kaos teorisi, genetik algoritmalar ve sinir ağlarının hepsi biyoloji dünyası ile yakından ilişkilidir. Kaos teorisi, doğada çokça bulunan karmaşık desenlerin yüksek düzeyde kaotik, veya düzensiz oluşu ile ilgilenmektedir. GA, kromozom benzeri yapılar ile temsil edilen potansiyel problem çözümlerini en uygun olanın yaşaması felsefesi ile işlemekte ve bu yapılardan gittikçe iyileşen problem çözümleri geliştirmektedir. SA ise karmaşık girdileri anlamlı çıkış sinyallerine dönüştüren beynin içindeki nöronlar ağını taklit etmektedir [38].

Paralel dağıtık işlem ağı olan SA, insan beynini taklit etmeye çalıştığı için kökeni psikoloji ve fizyolojiye dayanmaktadır. Alan Turing, Warren McCullough, Walter Pitts, Donald Hebb, Nathaniel Rochester ve James von Neumann çalışmaları ile bu alanın öncüleri olmuşlardır. Beynin bütün davranışlarını tam olarak modelleyebilmek için fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesi ile yapay hücre ve ağ modelleri geliştirilmiş, böylece yapay sinir ağları adı verilen günümüz bilgisayarlarının algoritmik hesaplama yapısından farklı bir bilim alanı ortaya çıkmıştır. Genel anlamda YSA, beynin bir işlevini yerine getirme yöntemini modellemek amacı ile tasarlanan bir sistem olarak tanımlanmaktadır. YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanması ile oluşur ve genellikle katmanlar şeklinde düzenlenmektedir. Beynin bilgi işleme yöntemine uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağılmış bir işlemcidir. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulaşmak için YSA'nın ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını ihtiva etmektedir [15,24,38,39].

YSA, hücrelerin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmaları ile oluşmaktadır. Hücre çıkışları, ağırlıklar üzerinden diğer hücelere veya kendisine giriş olarak bağlanabilmektedir ve bağlantılarda gecikme birimi de kullanılabilir. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre çeşitli YSA yapıları geliştirilmiştir. İleri beslemeli YSA'da, hücreler katmanlar halinde düzenlenmekte ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilmektedir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücelere iletir. Bilgi, orta ve

çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirmektedir. İleri beslemeli üç katmanlı YSA'nın, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA'nın eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir [15,29,40].

Geri beslemeli YSA'da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine veya diğer hücrelere giriş olarak verilmekte ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılmaktadır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilmektedir. Bu yapı geri beslemeli YSA'nın doğrusal olmayan dinamik davranışlar göstermesini sağlamaktadır. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA elde edilmektedir. Geri beslemeli sinir ağlarının dinamik hafızaları mevcuttur ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bu özellikleri nedeni ile de özellikle önceden tahmin uygulamaları için uygun bir yapı göstermektedirler. Bu ağlar çeşitli tipteki zaman serilerinin tahmininde oldukça başarı sağlamışlardır [29,40].

Sistemin girdileri ve çıktılarının her ikisinin de bilindiği ve hedef fonksiyonun girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi bulmak olduğu bir problemde sinir ağlarının işleyişi incelenecek olursa; süreç ağdaki her nöron seti arasındaki bağlantılara rassal ağırlıklar atanarak başlamaktadır. Bu ağırlıklar herhangi iki nöron arasındaki bağlantının yoğunluğunu temsil etmektedir ve ağın hafızasını içerecektir. Ağırlıkların verilmesinden sonra ara değerler (gizli katman) ve sistemin çıktısı hesaplanmaktadır. Eğer çıktı optimal ise süreç sona ermekte, optimal değil ise ağırlıklar ayarlanmakta ve optimal çözüm elde edilinceye veya alternatif durma kuralı gerçekleşinceye kadar süreç devam etmektedir [40].

Yüksek paralelliği nedeni ile kombinasyonel problemlerin klasik numerik çözüm yaklaşımlarına karşın hızlı çözüm sağlama alternatifi olarak YSA üzerinde yoğun bir şekilde çalışılmıştır [15].

Aşağıda bir sinir ağı için GSP'ne yönelik sahte kod verilmiştir [12];

1. Problem örneğini tanımlayan alanda  $m$  nöron dan (ör.,  $m = 3n$ ) oluşan bir çevrim oluştur.

2. Durma kriteri sađlanana kadar ařađıdaki adımları gerekleřtir.
  - a. Rasgele bir i gezgin satıcı noktası se.
  - b. eřitli kurallara gre i'ye en yakın konumda olan nronu ve bu nronun komřuluđundaki bazı nronları i noktasına dođru hareket ettir.
3. Nronların nihai durumlarından bir tur oluřtur.

#### **1.5.3.6. Paracık sr optimizasyonu**

Pek ok bilim adamı kuř veya balık srlerindeki organizmaların hareketlerinin deđiřik yorumları ile bilgisayar simlasyonları yaratmıřtır. zellikle Reynolds, Heppner ve Grenander kuř srlerinin simlasyonlarını sunmuřlardır. Reynolds kuř srlerinin koreografilerinin estetiđi ve zoolog olan Heppner'de byk miktarda kuřların eř anlı olarak sr halinde hareketinin, anında yn deđiřtirmelerinin, dađılmalarının ve yeniden gruplanmalarının temelindeki kuralları tanımlamak ile ilgilenmiřtir. Her iki model de, kuřların kendileri ve komřuları arasında en uygun uzaklıđı koruma fonksiyonunun iřletilmesine dayanmaktadır. Sosyobiolog E. O. Wilson, balık srleri ile ilgili olarak "En azından teoride, yiyecek arama sırasında srnn her bireyi, srnn btn diđer yelerinin nceki deneyimleri ve keřiflerinden fayda sađlayabilir. Bu avantaj, kaynakların tahmin edilemez řekilde paralar halinde dađıldıđı durumlarda yiyecek iin olan rekabete ađır basarak belirleyici olabilir." demektedir. Bu anlatım tr ierisinde bilginin sosyal olarak paylařımının evrimsel bir avantaj sađladıđını belirtmektedir. Bu hipotez PSO'nun geliřimi iin temel oluřturmuřtur [41].

Evrimsel hesaplama alanının sıklıkla drt ana paradigmadan; genetik algoritmalar, evrimsel programlama, evrim stratejileri ve genetik programlamadan oluřtuđu deđerlendirilmektedir. Bu evrimsel hesaplama paradigmasında olduđu gibi PSO da problemin optimum veya optimuma yakın zmlerine ulařmak iin aday zmler poplasyonundan faydalanmaktadır ve optimallik derecesi de kullanıcı tarafından tanımlanan bir uygunluk fonksiyonu ile lmlenmektedir. Kkleri yapay yařam ve sosyal psikoloji kadar mhendislik ve bilgisayar bilimlerine de dayanan PSO evrimsel hesaplama metotlarından paracık adı verilen poplasyon yelerinin problem uzayı boyunca uması ile ayrılmaktadır. Poplasyon oluřturulduđunda, deđiřkenlere rassal deđerlerin verilmesi yanında stokastik olarak hız deđerleri de atanmıřtır. Her

iterasyonda, her parçacığın hızı önceki en iyi pozisyon (en yüksek uygunluk değerine sahip olduğu konum) ve komşusunun en iyi pozisyonuna (komşuluğundaki herhangi bir parçacığın en yüksek uygunluk değerine sahip olduğu konum) doğru stokastik olarak ivmelendirilir [42].

PSO kuş ve balık sürülerindeki gibi sosyal etkileşim ve iletişim metaforlarına dayanmaktadır. Toplumsal temelli ve evrimsel tabiatta oluşu nedeniyle PSO algoritmasındaki bireyler en iyi performansa sahip olan grubun liderini takip etmektedir. PSO, her iki algoritmanın da rassal olarak yaratılan bir toplum ile başlaması, her ikisinin de popülasyonu değerlendirmek üzere uygunluk değerlerinin olması, rassal teknikler ile optimumu araması ve popülasyonu güncellemesi ve her iki sistemin de başarıyı garanti etmemesi gibi ortak noktaları genetik algoritmalar ile paylaşmaktadır. Fakat PSO çaprazlama ve/veya mutasyon gibi filtreleme işlemleri kullanmaması ve bütün toplumun bireylerinin arama süreci boyunca korunarak, aramayı çözüm uzayındaki en iyi pozisyona doğru yönlendirmek için, bilginin bireyler arasında sosyal olarak paylaşılması ile diğer evrimsel metotlardan ayrılmaktadır. PSO algoritmasında bireyler parçacık olarak adlandırılmakta ve her bir parçacık çok boyutlu arama uzayında parçacığın kendi tecrübesi ve parçacığın komşularının veya bütün sürünün tecrübeleri ile sürekli olarak güncellenen bir hız ile uçmaktadır [43].

PSO gerçekte “en iyinin hayatta kalması” kavramını kullanmayan tek evrimsel algoritmadır. Direkt bir seçim fonksiyonu kullanmaması sayesinde düşük uygunluğa sahip parçacıklar da optimizasyon sırasında hayatta kalmakta ve potansiyel olarak arama uzayındaki herhangi bir noktayı ziyaret edebilmektedir [44].

## **2. KÜMELEME VE KÜMELEME ALGORİTMALARI**

Yaşayan canlıların en temel yeteneklerinden birisi de benzer nesnelere bir sınıflandırma oluşturacak şekilde gruplandırabilmeyi içermektedir ve benzer şeyleri kategorilere ayırma işlemi, örneğin tüketilebilir olma veya zehirli olma gibi, neredeyse ilk insandan beri mevcuttur [45].

Kümeleme bir insan zihinsel faaliyeti olduğu kadar bilimin çoğu alanı için de gereklidir. Biyoloji bilimini düşünecek olursak organizmaların sınıflandırılması ilk biyolojik buluşlardan beri bilim adamlarını meşgul etmiştir. Biyoloji ve zooloji alanındaki sınıflandırma çalışmaları Darwin'in evrim teorisinin geliştirilmesi için bir temel oluşturmuştur. Sınıflandırma sadece biyoloji alanında değil diğer bilim alanlarındaki teorilerin de geliştirilmesinde önemli bir rol oynamıştır. Örneğin periyodik tablodaki elementlerin sınıflandırılması 1860'larda Mendeleev tarafından yapılmış ve atomun yapısının anlaşılmasında önemli bir etkiye sahip olmuştur [45].

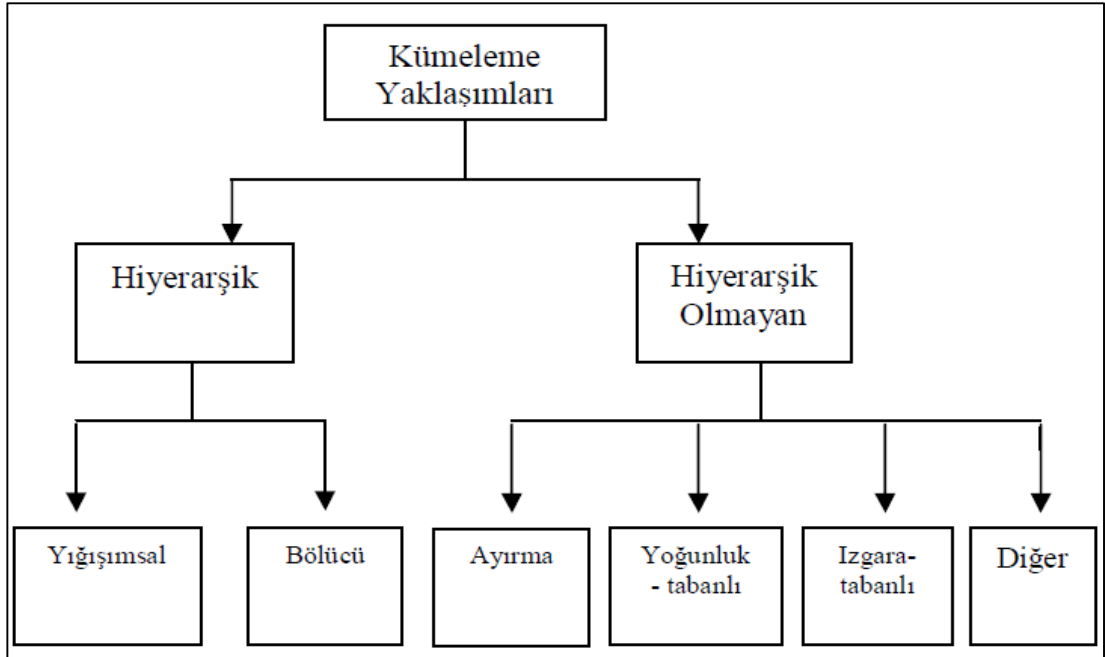
Günümüzde ise günlük hayatın ve bilimin neredeyse her alanında ortaya çıkan veriler miktar olarak oldukça fazla sayıda ve farklı niteliklere sahip olabilmektedir. Bu verileri anlamlı bir biçimde gruplandırmak veya içinden istenilen özellikteki verileri alabilmek oldukça zahmetli olabilmektedir. Bu amaca yönelik temel algoritmalar aşağıda sunulmuştur.

### **2.1. Kümeleme Algoritmaları**

Küme analizi veya kümeleme aynı gruptaki (küme) nesnelere diğer gruplardaki nesnelere göre daha benzer olacak şekilde gruplanması işlemidir. Kümeleme analizi belirli bir algoritmadan ziyade çözülmesi gerekli olan genel bir görevdir ve kümeleri oluşturma biçimleri ve hangi etkinlikte oluşturdukları bariz bir şekilde değişiklik gösteren çeşitli algoritmalar ile gerçekleştirilebilir [46].

Literatürdeki kümeleme algoritmaları hiyerarşik ve hiyerarşik olmayan şeklinde iki genel sınıfa ayrılarak ele alınmaktadır. Hiyerarşik algoritmaların yığılmacı (agglomerative) ve bölücü (diversive) olmak üzere iki alt sınıfı mevcuttur. Hiyerarşik

olmayan sınıf ise ayırma (partitioning), yoğunluk tabanlı (density based), ızgara tabanlı (grid based) ve diğer yaklaşımlar olmak üzere dört alt sınıfa ayrılmaktadır [47].



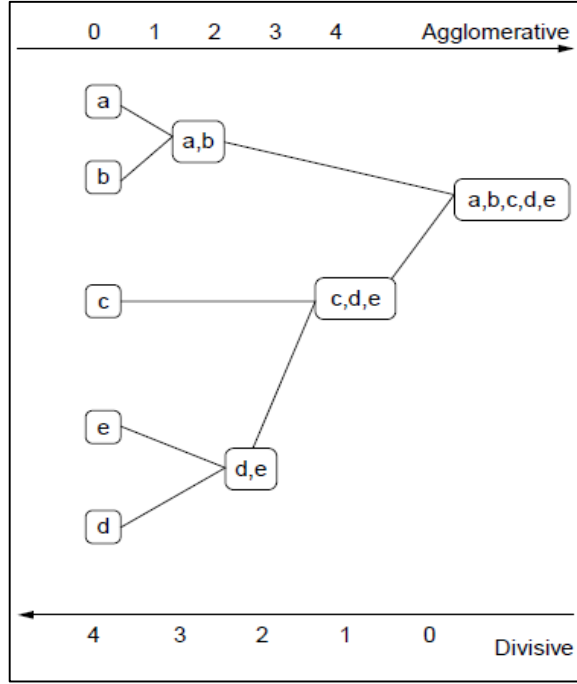
Şekil 2.1. Kümeleme yaklaşımlarının sınıflandırılması [47]

### 2.1.1. Hiyerarşik kümeleme

Eğer kümeleme algoritması aşamalı olarak kümeler oluşturuyor ve veriyi kümelere oluşturan bir ağaç şeklinde gösteriyor ise hiyerarşik sınıfa aittir. Yığılımsal sınıf alttan-üste olarak adlandırılan bir yaklaşımdır ve bu yaklaşımda veri noktaları birbirleri ile birleştirilerek kümeler oluşturulur. Hiyerarşik sınıfa ait algoritmaların her toplamadan önce tüm nesnelere birbiri ile karşılaştırarak birbirine en fazla benzeyen iki nesneyi bir kümede toplama yaklaşımı hesaplama açısından maliyeti oldukça yüksek bir yöntemdir [47].

Aşağıda hiyerarşik sınıflandırmaya ait bir örnek gösterilmiştir. Yığılımsal ve bölücü yöntemler işleyişi, işlem adımları Şekil 2.2’de okları 0’dan 4. düzeye doğru izleyerek gözlemlenebilir [45].





Şekil 2.2. Hiyerarşik ağaç yapısı örneği [45]

Aşağıda verilmiş olan uzaklık matrisi ele alınacak olursa

$$D_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0,0 & & & & \\ & 2 & 2,0 & 0,0 & & \\ & & 3 & 6,0 & 5,0 & 0,0 \\ & & & 4 & 10,0 & 9,0 & 4,0 & 0,0 \\ & & & & 5 & 9,0 & 8,0 & 5,0 & 3,0 & 0,0 \end{pmatrix}$$

Matriste sıfırdan farklı en küçük değerler 1 ve 2. elemanlara aittir, bu yüzden bunlar 2 elemanlı bir küme oluşturmak üzere birleştirilirler. Bu küme ve diğer üç eleman arasındaki uzaklıklar aşağıdaki gibi elde edilir;

$$d_{(12)3} = \min(d_{13}, d_{23}) = d_{23} = 5,0$$

$$d_{(12)4} = \min(d_{14}, d_{24}) = d_{24} = 5,0$$

$$d_{(12)5} = \min(d_{15}, d_{25}) = d_{25} = 8,0$$

İçeriği elemanlar arası ve küme – elemanlar arası uzaklıklardan oluşan yeni bir matris oluşturulur:

$$D_2 = \begin{matrix} (12) \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{matrix} \begin{pmatrix} 0,0 & & & & \\ & 5,0 & 0,0 & & \\ & 9,0 & 4,0 & 0,0 & \\ & 8,0 & 5,0 & 3,0 & 0,0 \end{pmatrix}$$

$D_2$  matrisinde en küçük değerler 4 ve 5. elemanlara aittir, bu yüzden bunlar ikinci iki elemanlı kümeyi oluşturmak üzere birleştirilirler ve yeni uzaklık değerleri hesaplanır;

$$d_{(12)3} = \min(d_{13}, d_{23}) = d_{23} = 5,0$$

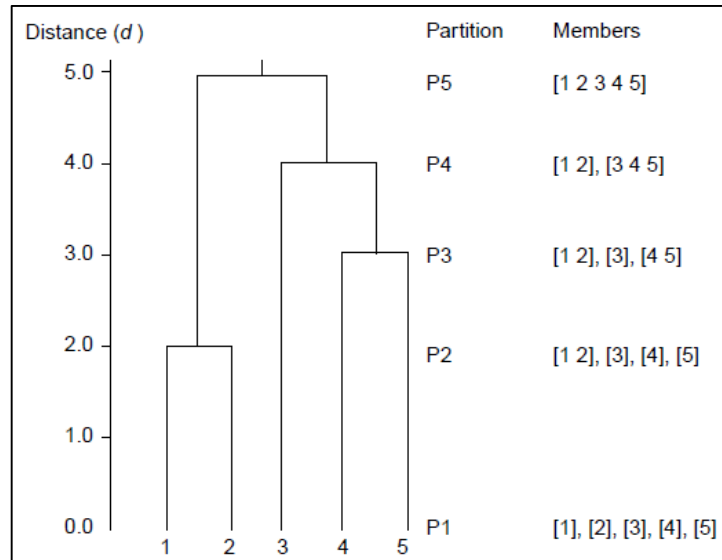
$$d_{(12)(4,5)} = \min(d_{14}, d_{15}, d_{24}, d_{25}) = d_{25} = 8,0$$

$$d_{(42)3} = \min(d_{34}, d_{35}) = d_{34} = 4,0$$

Bu değerler  $D_3$  matrisinde bir araya getirilir ise:

$$D_3 = \begin{matrix} (12) \\ 3 \\ (45) \end{matrix} \begin{pmatrix} 0,0 & & \\ & 5,0 & 0,0 \\ & 8,0 & 4,0 & 0,0 \end{pmatrix}$$

Bu durumda en küçük eleman  $d_{(45)3}$  olmuştur, ve 3 elemanı 4 ve 5'i içeren kümeye eklenmiştir. Nihai olarak (1, 2) ve (3, 4, 5) elemanlarını içeren gruplar tek bir kümeye birleştirilmiştir. Yukarıda gösterilmiş olan işleme ait dendogram grafiği de aşağıda verilmiştir.



Şekil 2.3. Her adımdaki kümeleri gösteren dendogram [45]

### 2.1.2. Hiyerarşik olmayan kümeleme

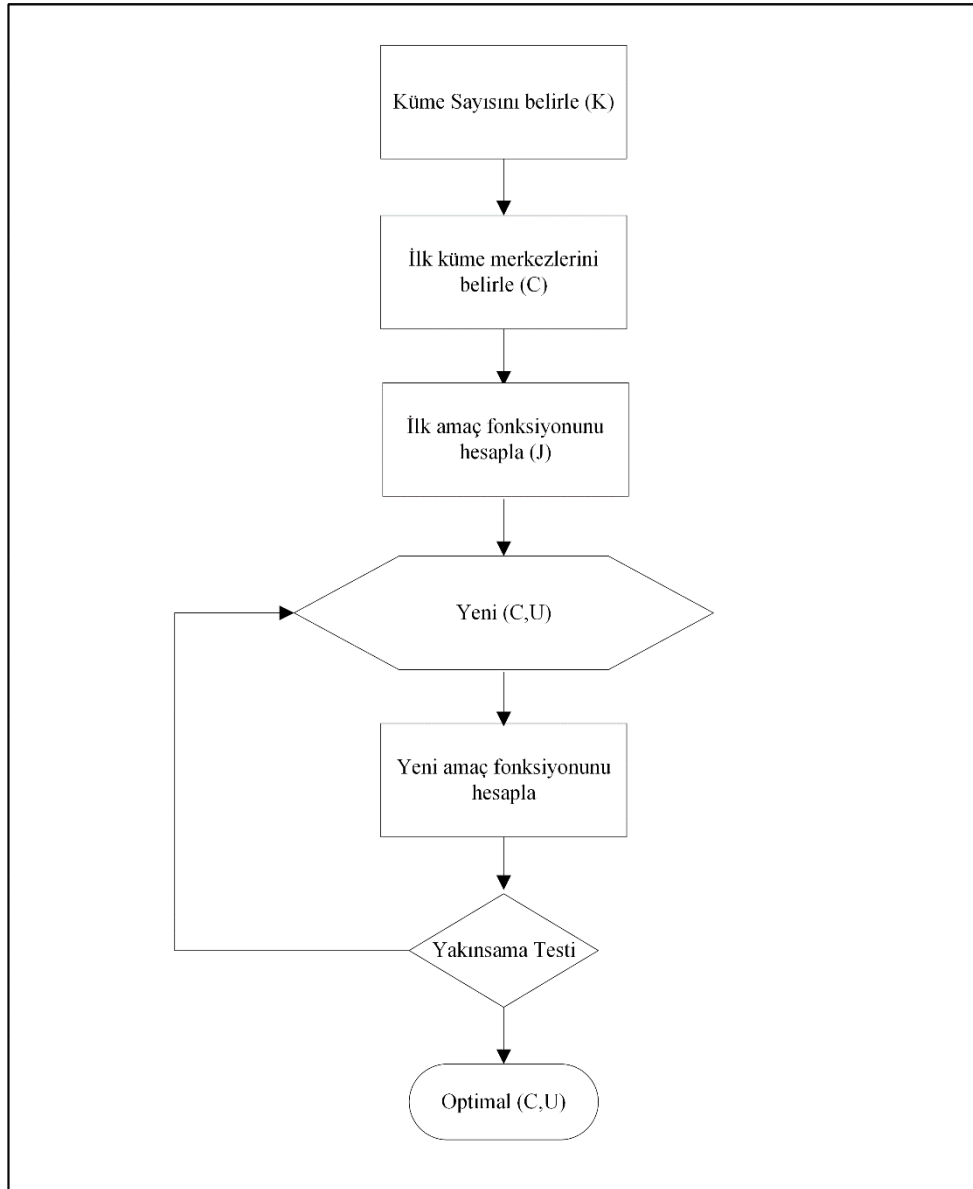
Hiyerarşik olmayan kümeleme (HOK) algoritmaları hiyerarşik yöntemin aksine aşamalı olarak kümelemek yerine doğrudan kümeleyen algoritmalarlardır. Kümelenecek gereken çok sayıda verinin olduğu durumlarda birleştirme ağacı (dendogram) oluşturmak verinin sürekli olarak birbiri ile karşılaştırılmasını ve uzaklık mesafe matrisinin defalarca oluşturulmasını gerektirdiğinden oldukça fazla bir iş yükü ortaya çıkartmaktadır. Bu durumda hiyerarşik olmayan algoritmalar daha verimli olmaktadır. HOK yöntemleri kümeleri oluştururken çoğunlukla bir benzerlik kriterini optimize etmeye çalışır. Bu fonksiyonun muhtemel en iyi değerini bulmak yüksek sayıda kombinasyonun denenmesini gerektirdiği için algoritmalar birkaç başlangıç durumu için çalıştırılarak sonuç kümeleri bu çalıştırmalar üzerinden oluşturulur [47-49].

HOK yaklaşımları arasında üzerinde en çok çalışılanı merkez tabanlı kümeleme (MTK) yaklaşımıdır. MTK yaklaşımının başlangıcı 1960'lı yılların sonuna dayanmaktadır. Literatürde bu yaklaşıma prototip temelli kümeleme, amaç fonksiyonu temelli kümeleme adları da verilmektedir. Verilerin farklı kümeler arasında yinelemeli olarak yerleştirilmesi esasına dayanır. MTK'de en temel kümeleme algoritması K-ortalama kümeleme algoritmasıdır. Bulanık K-ortalama ve K-harmonik ortalama kümeleme algoritmaları ise K-ortalama'dan türetilmiş esnek kümeleme algoritmalarıdır [48].

İlk olarak 1967 yılında MacQueen tarafından ortaya atılan K-ortalama kümeleme algoritması eldeki veriyi kullanıcı tarafından belirlenen k adet küme kümelerinin merkezlerine göre ayıran basit bir yol izlemekte ve her veri noktasını en yakın olduğu merkeze ilişkilendirmektedir. İlişkilendirilmemiş veri noktası kalmadığında ise bir önceki adımda yapılan kümelemeye bağlı olarak küme merkezleri yeniden belirlenmektedir. Böylece k adet yeni küme merkezi oluşturulmaktadır. Her bir veri noktası tekrar bu yeni merkezlere göre en yakın olduğu merkez ile ilişkilendirilecektir. Bu şekilde oluşturulan döngüde k tane merkez adım adım yer değiştirmektedir ve bu yer değiştirme durduğu zaman döngü sonlandırılmaktadır. Bu döngü içerisinde karesel hata fonksiyonu şeklindeki bir amaç fonksiyonu en azlanmaktadır [48-51].

Algoritma akış şeması Şekil 2.4’de verilen MTK’nin algoritma adımları aşağıdaki gibidir [48];

1. K küme merkezini K adet rasgele seçilen veriye ya da veri topluluğunu içeren uzayda k adet rasgele tanımlanan noktaya uygun şekilde seç.
2. Her bir veriyi en yakın kümeye ata.
3. Mevcut küme üyelik değerlerini kullanarak yeniden küme merkezlerini hesapla.
4. Eğer yakınsama koşulu sağlanmamış ise 2. adıma dön.
5. Küme sayısını mevcut kümeleri birleştirerek, parçalayarak, küçük veya sınır dışındaki kümeleri silerek küme sayısını düzelt.



Şekil 2.4. K-ortalamlar kümeleme akış şeması [48]

K-ortalamlar kümeleme yöntemi basit ve geniş bir çeşitlilikte veriye uygulanabilirliği ile defalarca kez çalıştırılması gerekse de oldukça etkin bir yöntemdir. Ancak K-ortalamlar her veri tipi için uygun değildir ve bununla birlikte küresel olmayan kümeler veya farklı boyut ve yoğunluktaki kümelerin üstesinden gelememektedir. Ayrıca K-ortalamlar yöntemi uç değerler içeren verilerin kümelemesinde problem yaşamaktadır ve bu değerlerin dışlanması algoritmaya oldukça yardımcı olmaktadır. Ve nihai olarak K-ortalamlar yöntemi merkez kavramı olan veriler için kullanılabilir [52].

## 2.2. Bulanık C-Ortalamlar (BCO) Algoritması

Klasik kümeleme yaklaşımlarında her bir elemanın yalnızca bir kümeye ait olduğu duruma karşın her bir elemanın her kümeye belirli bir üyelik fonksiyonu ile ait olduğu bulanık C-ortalamlar (FCM – Fuzzy C-Means) algoritması 1973 yılında Dunn tarafından ortaya konmuş ve 1981 yılında Bezdek tarafından geliştirilmiştir. BCO metodu, nesnelerin iki veya daha fazla kümeye kümelerin her birine  $[0,1]$  arasında değişen bir üyelik değeri ile ait olmasına izin vermektedir. Bir verinin bütün kümelere olan üyelik değerlerinin toplamı ise “1” olmalıdır. Her bir nesnenin en yakın olduğu kümeye ait üyelik değeri en yüksek olacaktır [48,50,51].

Algoritma, en küçük kareler yönteminin genellemesi olan aşağıdaki amaç fonksiyonunu en azlamak için çalışır [50,51].

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 < m < \infty \quad (2.1)$$

Algoritma U üyelik matrisi rasgele atanarak başlatılır. İkinci adımda ise merkez vektörleri aşağıdaki eşitlik ile hesaplanır.

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (2.2)$$

Hesaplanan küme merkezlerine göre, U matrisi aşağıdaki eşitlik kullanılarak yeniden hesaplanır. Eski U matrisi ile yeni U matrisi karşılaştırılır ve fark  $\varepsilon$ 'dan küçük olana kadar işlemler devam eder.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|x_i - c_i\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (2.3)$$

Kümeleme işlemi sonucunda bulanık değerler içeren U üyelik matrisi kümenin sonucunu yansıtır.

Yerel minimuma takılma konusunda K-ortalamlar yöntemine göre çok daha başarılı olabilen BCO algoritması kümeleme problemleri için daha uygun bir seçenek olarak gözükmektedir [53].

### 3. PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU

Yapay zeka ve yapay yaşam yaratma hedefleri bilgisayar çağının başlarına kadar uzanmaktadır. İlk bilgisayar bilimcilerde Alan Turing, John von Neumann, Norbert Wiener ve diğerleri bilgisayar programlarını, zeka, kendini çoğaltma ve kendi çevrelerini öğrenme ve kontrol etme yeteneklerine sahip olacak şekilde geliştirme vizyonuna sahiptiler. Bilgisayar biliminin bu öncüleri, elektronikte olduğu kadar biyoloji ve psikoloji ile de ilgilenmekteydiler ve vizyonlarına erişmek için doğal sistemleri yol gösterici olarak almışlardır. Bundan dolayı ilk zamanlarda bilgisayarları sadece roket yörüngelerinin hesaplanması ve askeri kodların deşifre edilmesinde kullanmayıp, aynı zamanda insan beyninin modellenmesi, insan öğrenmesinin taklit edilmesi ve biyolojik evrimin simüle edilmesi gibi alanlarda da kullanmışlardır. Bu biyolojik esaslı bilgisayar faaliyetleri zaman içerisinde azalmış ve önemini yitirmiştir, fakat 1980'lerde bilimsel alanla yeniden güçlenmiştir. İlk olarak sinir ağları alanı gelişmiş, ikinci olarak makine öğrenmesi ve üçüncü olarak da evrimsel hesaplama adı verilen alanlar ortaya çıkmıştır [54].

Sürü optimizasyonu kavramı iki temel önerme ve onları işleyen sonuçlara dayanmaktadır. Önermeler sosyal bilimler ve bilgisayar bilimlerinin ortak elemanlarından faydalanmaktadır [42];

1. Zeka sosyaldir. PSO zekanın içsel ve kişiye özgü bir şey/süreç olduğu yaklaşımına karşıdır.

1.a. İnsan zekası sosyal etkileşimden kaynaklanmaktadır. İnsanlar, değerlendirme, karşılaştırma ve diğerlerini taklit etme, başkalarının başarılı davranışların benzeştirme gibi faktörler ile kompleks ortamlara göreceli olarak uygun davranışlar ile uyum sağlayabilmektedir. İnsan ırkının belli bir sosyal etkileşimi tercih etmiş olması insanların kalıtsal bir zeka geliştirmesine yol açmıştır.

1.b. Kültür ve farkındalık insan sosyalliğinin ayrılmaz sonuçlarıdır. Bireyler ortak sosyal öğrenme sayesinde daha benzeştikçe kültür ortaya çıkmaktadır.

2. Parçacık sürüleri faydalı bir hesaplamasal zeka metodudur. Hesaplamasal zeka (computational intelligence) ve yazılımsal hesaplama (soft computing) üzerine pek

çok tanım mevcuttur. Her ikisi de evrimsel hesaplama, bulanık mantık (fuzzy logic), yapay sinir ağları ve yapay yaşam hibritlerini içermektedir. Hesaplamasal zekanın temelinde karmaşık veya değişen çevrelerde zeki davranışların ortaya konması yatmaktadır.

2.a. Sürü zekası adaptif sistemlerin uygulanmasında faydalı bir yaklaşım sergilemektedir. Bu yaklaşım ile sürü zekası evrimsel hesaplamaların bir versiyonudur.

2.b. PSO hücreli otomatanın (cellular automata) bir açılımı ve hatta yeniden ortaya çıkışıdır. Burada topolojik olarak yapılandırılmış sistemlerin konumları değişmeyen bireyleri kastedilmektedir. Her bir hücre veya konum sadece basit hesaplamaları yerine getirmektedir.

### 3.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması

PSO biyolojik popülasyonların sürü ve işbirliği davranışlarından esinlenen algoritması ile nispeten yeni sezgisel arama metodlarından biridir. Zor çözülebilen mühendislik sistemlerindeki doğrusal olmayan ve karma tam sayılı eniyileme problemlerini başarı ile çözebilmesi, sezgisel olması ve kurulumunun kolay olması ve algoritma üzerinde ufak değişikliklerle istenilen uygulamaya adapte edilebilen bir çözüm yolu önermesi ile yoğun bir kullanım alanına sahiptir [6,55,56].

Algoritma her biri optimizasyon problemine potansiyel bir çözümü temsil eden parçacıklar popülasyonu bulundurmaktadır. Sürü büyüklüğünü  $s$  olarak alınmakta, her  $i$  parçacığı birden fazla karakteristiği olan bir nesne olarak gösterilmektedir. Bu karakteristikleri aşağıdaki semboller ile gösterilmektedir;

$x_i$  = Parçacığın mevcut konumu

$v_i$  = Parçacığın mevcut hızı

$y_i$  = Parçacığın şahsi en iyi pozisyonu

Parçacığın şahsi en iyi pozisyonu  $i$ , o parçacığın şimdiye kadar ziyaret ettiği o parçacık için en yüksek uygunluk değerini vermiş olan en iyi pozisyonudur (önceki bir  $x_i$  değeri). Minimizasyon problemi için de daha düşük fonksiyon değeri veren pozisyon daha yüksek bir uygunluğa sahip olarak değerlendirilmektedir.  $F$  sembolü hedef fonksiyonunun minimize edildiğini göstermektedir. En iyi pozisyon için güncelleme eşitliği Eşitlik (3.1)'de verilmektedir.



$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) & \text{eğer } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) & \text{eğer } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (3.1)$$

$G_{best}$  ve  $L_{best}$  modelleri şeklinde iki PSO versiyonu mevcuttur. Bu iki algoritma arasındaki farklılık, verilen bir parçacığın doğrudan etkileşimde bulunacağı parçacıklar kümesine dayanmaktadır. Burada  $\hat{y}$  sembolü bu etkileşimi göstermek için kullanılmaktadır.  $\hat{y}$ 'nin tanımı  $G_{best}$  modelindeki kullanımı ile Eşitlik (3.2)'de verilmiştir.

$$\hat{y}(t) \in \{y_0(t), y_1(t), \dots, y_s(t)\} \mid f(\hat{y}(t)) = \min \{f(y_0(t)), f(y_1(t)), \dots, f(y_s(t))\} \quad (3.2)$$

Bu tanımın  $\hat{y}$ 'nin bu aşamaya kadar herhangi bir parçacık tarafından bulunmuş olan en iyi pozisyonu gösterdiği not edilmelidir. Algoritma  $r_1 \sim U(0,1)$  ve  $r_2 \sim U(0,1)$  şeklinde bağımsız iki rassal dizi kullanılmaktadır. Eşitlik (3.3)'te gösterildiği gibi bu diziler algoritmanın stokastik yapısını etkilemek için kullanılmaktadır.  $r_1$  ve  $r_2$  değerleri  $0 < c_1, c_2 \leq 2$  sabitleri ile ölçeklenmektedir. Bu sabitler ivmelenme katsayıları olarak adlandırılmakta ve bir iterasyonda parçacığın kat edebileceği maksimum adım miktarını etkilemektedir. Hız güncelleme adımı  $j \in 1 \dots n$  her boyut için ayrı olarak tanımlanmaktadır. Buna göre  $v_{i,j}$  i. parçacığa atanmış olan hız vektörünün j. boyutunu göstermektedir. Buna göre hız güncelleme eşitliği aşağıdaki gibidir.

$$v_{i,j}(t+1) = v_{i,j}(t) + c_1 r_{1,j}(t) [y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2 r_{2,j}(t) [\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t)] \quad (3.3)$$

Eşitlik (3.3) üç kısımdan oluşmaktadır. İlk kısım momentumdur. Hız değeri direkt olarak değiştirilemez, mevcut hızdan ayarlanır. İkinci kısım ise, kişisel düşünmeyi, kendi uçuş tecrübelerinden öğrenmeyi temsil eden bilişsel kısımdır. Üçüncü kısım ise, parçacıklar arası işbirliğini, grubun uçuş deneyimlerinden öğrenmeyi temsil eden sosyal kısımdır [44].

Hız güncelleme eşitliğinden  $c_1$ 'in maksimum adım büyüklüğünü global en iyi parçacık doğrultusunda düzenlediği ve  $c_2$ 'nin de adım büyüklüğünü o parçacığın en iyi pozisyonu doğrultusunda düzenlediği açıktır.  $V_{i,j}$  değeri, parçacığın arama uzayını terk etme olasılığını azaltmak için  $[-v_{maks}, v_{maks}]$  aralığına sıkıştırılmıştır. Eğer arama uzayı  $[-x_{maks}, x_{maks}]$  sınırları ile tanımlanmış ise,  $v_{maks}$  değeri  $0,1 \leq k \leq 1,0$  olacak şekilde

$v_{maks} = k \cdot x_{maks}$  olarak ayarlanır. Her bir parçacığın pozisyonu o parçacık için yeni hız vektörü kullanılarak güncellenir.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (3.4)$$

Algoritma Eşitlik (3.4)'te verilen güncelleme eşitliklerinin ardışık uygulanmasından oluşmaktadır. Algoritmanın ilk adımındaki başlangıç aşağıdaki gibi olmaktadır;

1. Her  $x_{i,j}$  koordinatını  $[-x_{maks}, x_{maks}]$  aralığındaki uniform rassal dağılıma göre her  $i \in 1 \dots s$  ve  $j \in 1 \dots n$  için oluştur. Bu parçacıkların başlangıç pozisyonlarını arama uzayında dağıtmaktadır. Alternatif olarak, başlangıç pozisyonları arama uzayında Sobol dizisi, Latin hiperküp dağılımı gibi alt rassal diziler ile de dağıtılabilir.
2. Her  $v_{i,j}$  değerini  $i \in 1 \dots s$  ve  $j \in 1 \dots n$  için  $[-v_{maks}, v_{maks}]$  aralığındaki uniform rassal dağılımdan seçerek oluştur. Alternatif olarak başlangıç pozisyonları rassallaştırıldığı için parçacık hızları 0 olarak atanabilir.
3.  $y_i = x_i, \forall i \in 1 \dots s$  yap. Alternatif olarak her parçacık için iki rassal vektör oluşturulabilir ve daha uygun olanı  $y_i$ 'ye ve daha az uygun olanı da  $x_i$ 'ye atanır. Bu daha fazla fonksiyon değerlendirilmesi gerektirdiği için genellikle ilk olarak tanımlanmış olan basit yöntem kullanılmaktadır.

Durma kriteri ise çözülen problemin tipine bağlı olmaktadır. Genellikle algoritma belirli sayıda iterasyonda veya tanımlanan hata sınırına erişilinceye kadar çalıştırılmaktadır.

Algoritmanın çalışma mantığı: Başlangıçta, bazı parçacıklar uygunluklarına bağlı olarak bir parçacıklar komşuluğundaki en iyi parçacıklar olarak tanımlanmaktadır. Sonrasında bütün parçacıklar bu parçacığa doğru ve aynı zamanda da daha önceden keşfettikleri kendi en iyi çözümlerine doğru ivmelenmektedirler. Sıklıkla parçacıklar hedeflerini geçerek arama uzayını mevcut en iyi parçacıkların da ötesinde araştırıcaklardır. Bütün parçacıklar yolları üzerindeki daha iyi parçacıkları keşfetme olasılığına da sahiptir ve böyle bir durumda diğer parçacıklar da yeni en iyi parçacığa doğru yön değiştirecek ve ilerleyecektir. Çoğunlukla fonksiyonlar sürekliliğe sahip olduğundan iyi bir çözümün eşit iyilikte veya daha iyi çözümlerle sarılmış olması olasıdır. Arama uzayındaki mevcut en iyi çözüme farklı yönlerden yaklaşılması bu iyi komşu çözümlerin bazı parçacıklar tarafından keşfedilmesini mümkün kılacaktır [55].

### 3.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Parametreleri

PSO algoritması Eberhart ve Kennedy tarafından 1995’de geliştirilerek genetik algoritmalara alternatif olarak ortaya konulan toplum temelli bir metasezgiseldir. PSO kendi veya önceki neslin tecrübelerinden faydalanan kuş ve balık sürülerinin sosyal davranışlarından esinlenmiştir. PSO bazı noktalarda genetik algoritmalara benzemektedir. Algoritmanın başlangıcı rassal çözümler topluluğu oluşturulması ile olmaktadır ve optimal değeri nesilleri güncelleyerek araştırmaktadır. Fakat çözümler genetik algortmada olduğu gibi çaprazlama ve mutasyon operatörleri ile oluşmamaktadır. PSO’da yeni nesiller hız güncellemeleri ile oluşturulmaktadır. Parçacık adı verilen potansiyel çözümler çok boyutlu arama uzayında mevcut en iyi parçacıkları izleyecek şekilde uçmaktadırlar. Algoritmanın çalışması hedeflenen iterasyon sayısına veya çalışma zamanına ulaşınca kesilmektedir. PSO’da değiştirme yoktur, bütün parçacıklar koşullar boyunca popülasyonda korunmaktadır ve PSO diğer algoritmaların yaptığı gibi en iyinin hayatta kalması prensibi ile hareket etmemektedir. Her parçacığın bir hızı vardır ve parçacıklar sonraki konumlarına bu hızlar ile taşınmaktadır. Parçacıkların uygunluk değerleri her bir iterasyondaki değerlerine göre değerlendirilmektedir. Bir parçacığın hızı, konumu ve uygunluğu kısa süreli hafızada tutulmaktadır. Parçacığın en iyi pozisyon ve uygunluğu ise Kennedy ve Eberhart tarafından otobiyografik hafıza adı verilen uzun süreli hafızada saklanmaktadır. Sosyal varlıklar karar verme aşamasında ilkel varlıkların sahip olduğu sadece kendi deneyimlerinden gelen ve denedikleri seçeneklerin sonuçlarının ne olduğu bilgisi yanında etraflarındaki diğer bireylerin seçimlerinin performanslarının da ne olduğu bilgisine de sahiptir. Temel bir düşünce olarak bireylerin sosyal komşuluklarındaki en başarılı bireyden etkilendikleri varsayılabilir. Bireyler birbirleri ile farklı tiplerde bağlantılar kurabilirler ancak pek çok parçacık sürü uygulaması  $G_{best}$  ve  $L_{best}$  adı verilen iki basit sosyometrik prensibi kullanmaktadır. Hafızada tutulan kişisel en iyi değer  $P_{best}$ , komşuluğundaki en iyi uygunluğa sahip birey  $L_{best}$  ve bütün sürünün en iyi parçacığı ise global en iyi  $G_{best}$  olarak adlandırılmaktadır [43,55].

PSO yönteminin temel biçiminde yapısal komşuluk sürüdeki her parçacığın diğer her parçacık ile komşu olduğu bütünsel bir komşuluk olarak tanımlanır ve her parçacık diğer parçacıkların en iyi konum bilgisini alabilmekte ve parçacıklar komşuluğunun en iyi konumu belirlenebilmektedir. Böylece parçacığın hızı o zamana kadar elde ettiği

en iyi konuma ve diğer bütün parçacıkların elde ettiği en iyi konumlara göre dinamik olarak ayarlanabilir [57].

$G_{best}$  modeli popülasyonun bütün bireylerinin birbirleri ile bağlantılı olduğu yapıdır. Bu yapıda her bir parçacık popülasyonun en iyi performansa sahip herhangi bir bireyinin etkisindedir ve bu birey bir çekici olarak davranarak popülasyondaki bütün parçacıkları kendine doğru çekmektedir. Eğer  $G_{best}$  sürekli olarak aşağıda verilen  $\hat{y}$  (global en iyi değer) ve  $v_i$  güncelleme eşitlikleri ile güncellenmezse popülasyondaki bütün parçacıklar prematüre bir şekilde bu noktaya yakınsayacaktır [55,58].

$$\hat{y}(t) \in \{y_0(t), y(t), \dots, y_s(t)\} \mid f(\hat{y}(t)) = \min \{f(y_0(t)), f(y_1(t)), \dots, f(y_s(t))\} \quad (3.5)$$

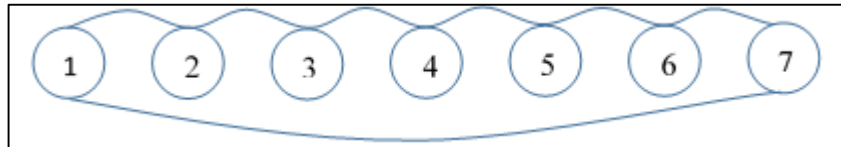
$$v_{i,j}(t+1) = v_{i,j}(t) + c_1 r_{1,j}(t) [y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2 r_{2,j}(t) [\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t)] \quad (3.6)$$

PSO'da ikinci yapı ise  $L_{best}$ 'dir.  $L_{best}$  modeli prematüre yakınsamayı birden fazla çekici nokta kullanarak engellemeyi hedeflemektedir. Bu yapıda parçacığın kendisi ve  $k$  yakınlığındaki parçacıklar komşuluk oluşturmaktadır. Örneğin  $k = 2$  ise  $i$ . birey  $i-1$  ve  $i+1$  bireyleri ile oluşturduğu komşuluk içerisindeki en iyi performanstan etkilenecektir. Her bir parçacık için yerel en iyi parçacık  $\hat{y}_i$ 'nin seçildiği bir alt parçacıklar kümesi tanımlanmaktadır.  $L$  boyutlu komşuluktaki  $L_{best}$  güncelleme eşitlikleri aşağıdaki gibidir [55,58].

$$N_i = \{y_{i-1}(t), y_{i-1+1}(t), \dots, y_{i-1}(t), y_i(t), y_{i+1}(t), \dots, y_{i+1-1}(t), y_{i+1}(t)\} \quad (3.7)$$

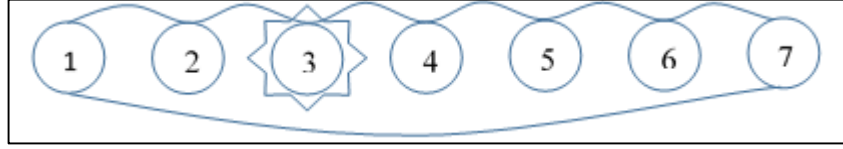
$$\hat{y}_i(t+1) \in N_i \mid f(\hat{y}_i(t+1)) = \min \{f(a)\}, \forall a \in N_i \quad (3.8)$$

$$v_{i,j}(t+1) = v_{i,j}(t) + c_1 r_{1,j}(t) [y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2 r_{2,j}(t) [\hat{y}_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] \quad (3.9)$$



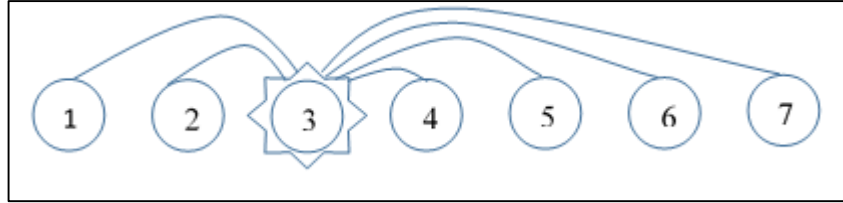
Şekil 3.1.  $k = 2$  için  $L_{best}$  komşuluk ilişkisi

4 Numaralı birey için  $k = 2$  komşuluğundaki en iyi pozisyon 3 numaralı birey olduğu için 4 numaralı bireyin hızı 3 numaralı bireyin en iyi konumu ile 4 numaralı bireyin önceki en iyi konumuna göre ayarlanacaktır.



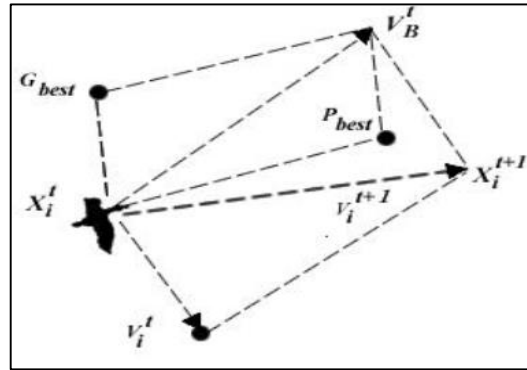
Şekil 3.2.  $L_{best}$  yapısında komşuluk değerine göre hız ayarlaması

$G_{best}$  komşuluğunda ise 3 numaralı bireyin popülasyondaki en iyi değere sahip olduğu varsayılırsa diğer bütün bireylerin hızları 3 numaralı bireyin en iyi konumuna doğru çekilecektir.



Şekil 3.3.  $G_{best}$  yapısında komşuluk değerine göre hız ayarlaması

Bir parçacığın hareketinin görsel hali ise Şekil 3.4.'te verilmiştir.



Şekil 3.4. Parçacığın pozisyon değiştirmesi [59]

Şekil 3.4.'te verilmiş olan değişkenler ise aşağıda açıklanmıştır;

$X_i^t$  = i. parçacığın t. iterasyondaki konumu

$V_i^t$  : i. parçacığın t. iterasyondaki hızı

$G_{best}$ : sürüdeki en iyi konuma sahip parçacığın konumu

$P_{best}$ : i. parçacığın kişisel en iyi konumu

$V_B^t$  : t. iterasyonda  $G_{best}$  ve  $P_{best}$  bileşkesi

$X_i^{t+1}$  : i. parçacığın (t+1). iterasyondaki konumu

$V_i^{t+1}$  : i. parçacığın (t+1). iterasyondaki hızı'dır.

### 3.2.1. Başlangıç popülasyonu ve popülasyon büyüklüğü

Basit ve çok fazla parametre içermeyen bir yapısı olan PSO algoritmasında her biri bir aday çözümü sembolize eden bireylere parçacık adı verilmekte ve bu parçacıklar problem çözümü için eş anlı olarak hareket eden popülasyonu (sürü) oluşturmaktadır. Toplum temelli bir algoritma olduğundan popülasyon büyüklüğü hem arama zamanını hem de arama kalitesini doğrudan etkileyerek algoritmanın çalışması üzerinde önemli bir etkiye sahiptir.

PSO için popülasyonun büyük olması demek sürüde daha fazla parçacığın yer alması ve başlangıçta daha fazla nokta araştırılması demektir. Diğer bir ifade ile düzgün dağılmış bir başlangıç şeması elde edilebilir ve her iterasyonda daha fazla sayıda arama noktasına ulaşılarak değerlendirilebilir. Yapılan ampirik çalışmalar sürü büyüklüğünün 10 ile 30 arasında olmasının optimal çözüme ulaşmada yeterli olacağını gösterse de bu değerler probleme bağlı değerlerdir ve bu değerleri belirlerken çapraz sağlama veya deney tasarımı gibi metotlardan yararlanmak daha doğru olacaktır [60].

PSO algoritmasında popülasyonu oluşturan bireylerin yani parçacıkların  $X$  ile gösterilen çözüm uzayındaki parçacığın konumunu parçacık numarası ve iterasyon sayısı bilgilerini de içerir şekilde ifade eden parçacık pozisyonları ve  $V$  ile gösterilen parçacığın mevcut hızını parçacık numarası ve iterasyon sayısı bilgileri ile birlikte ifade eden parçacık hızı değerleri mevcuttur [6].

D-boyutlu arama uzayında dolaşan  $M$  adet parçacığın konumları ve hızları birer dizi olarak ifade edilmekte ve sürünün bütünü için ise gösterim aşağıda verilmiş olan matrisler şeklinde olmaktadır [61].

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1D} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2D} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{M1} & X_{M2} & \dots & X_{MD} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$v = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1D} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2D} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_{M1} & v_{M2} & \dots & v_{MD} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

PSO algoritmasında başlangıç popülasyonu rasgele olarak oluşturulmaktadır. Parçacıkların başlangıç konumları  $x_{ij}^0 = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) \cdot r_1$  formülüne göre  $x_{\min}$  ve  $x_{\max}$  arama uzayının minimum ve maksimum değerleri ve  $r_1$ , 0 – 1 arasında uniform bir rassal sayı olacak şekilde oluşturulur. Parçacıkların başlangıç hızları da benzer şekilde  $v_{ij}^0 = v_{\min} + (v_{\max} - v_{\min}) \cdot r_2$  formülü ile  $v_{\min}$  ve  $v_{\max}$  minimum ve maksimum hız ve  $r_2$ , 0 – 1 arasında uniform bir rassal sayı olacak şekilde oluşturulur [62].

### 3.2.2. Atalet ağırlığı

Kennedy ve Eberhart tarafından önerilen PSO'nun ilk halinde atalet ağırlığı faktörü bulunmamaktaydı. Eberhart ve Shi 1998 yılında yayınladıkları makalelerde hız güncelleme formülünün ilk kısmına bir parçacığın önceki hızının yeni hızına olan etkisini kontrol altında tutacak olan atalet ağırlığını (inertia weight) bir çarpan olarak eklemişlerdir. Atalet ağırlığının büyük değerler alması parçacığın çözüm uzayında global aramalar yapmasını  $P_{\text{best}}$  ve  $G_{\text{best}}$  değerlerinden daha az etkilenecek şekilde gerçekleştirmesini sağlamaktadır. Atalet ağırlığının küçük değerler alması ise parçacığın çözüm uzayında  $P_{\text{best}}$  ve  $G_{\text{best}}$  değerlerinden daha fazla etkilenecek şekilde bölgesel aramalar yapmasını ve en uygun çözüme yakınsamasını sağlar [6,18,59].

Atalet ağırlığı değeri  $w$  hız güncelleme eşitliğinde bir çarpan olarak yer aldığı için  $w > 1$  durumunda parçacıkların hızları zaman boyunca maksimum hıza doğru yükselir ve sürü ıraksar, parçacıklar daha iyi bölgelere doğru yön değiştiremezler. Eğer  $w < 0$  olursa bu durumda da parçacıklar hızları 0 oluncaya kadar yavaşlarlar ve sürünün araştırma kabiliyeti engellenmiş olur [60].

Atalet ağırlığı parçacığın önceki hızının şimdiki hızına etkisini aşağıdaki formüllere göre kontrol etmektedir.  $W$ 'ya başlangıçta yüksek değerler ve aramanın sonlarında daha düşük değerler verilmesinin daha iyi olduğu bulunmuştur. Uygulamadan uygulamaya geçişle beraber genellikle 1,2 değerinden 0,4 değerine doğru lineer bir azaltım kullanılmaktadır. Uygun şekilde ayarlandığında atalet ağırlığı yerel ve

global aramayı dengeleyerek optimal değerlerin daha az sayıda iterasyonda elde edilmesine yardımcı olmaktadır [43,61].

$$V_{ij}^k = w^{k-1} V_{ij}^{k-1} + c_1 r_1 (P_{bestij}^{k-1} - X_{ij}^{k-1}) + c_2 r_2 (G_{bestj}^{k-1} - X_{ij}^{k-1}) \quad (3.12)$$

$$X_{ij}^k = X_{ij}^{k-1} + V_{ij}^k \quad (3.13)$$

$r_1$  ve  $r_2 \sim \text{Uniform}(0,1)$ ,  $w$ : atalet ağırlığı ve  $w^k = w^{k-1} \cdot \alpha$ ,  $\alpha$  azaltma katsayısı iken ve eşitlikte  $T$  iterasyon sayısını gösterirken lineer azalan atalet ağırlığı değeri Denklem (3.14)'te olduğu gibi ifade edilebilir [61].

$$w = w_{maks} - T \frac{W_{maks} - W_{min}}{T_{maks}} \quad (3.14)$$

### 3.2.3. $C_1$ ve $C_2$ parametreleri

Rassal  $r_1$  ve  $r_2$  vektörleri ile birlikte  $c_1$  ve  $c_2$  hızlanma katsayıları parçacıkların bilişsel ve sosyal bileşenlerinin stokastik etkilerini kontrol etmektedir. Güven katsayıları olarak da adlandırılan  $c_1$  ve  $c_2$  katsayılarından  $c_1$  parçacığın kendi kişisel tecrübesine ne kadar güvendiğini  $c_2$  ise parçacığın sürünün genel tecrübesine ne kadar güvendiğini ifade etmektedir. PSO'nun yakınsaması için kritik olmayan bu parametrelerin yine de hızlı yakınsama ve yerel optimumlara takılmadan kaçınma amacıyla uygun değerler alması gerekmektedir.  $c_1 = c_2 = 0$  durumunda parçacıklar mevcut hızları ile arama uzayının sınırlarına gelinceye kadar hareketlerine devam ederler. Eğer  $c_1$  ve  $c_2$  değerlerinden birisi 0 olursa tüm sürü tek bir noktaya doğru çekilir ve algoritma tek bir stokastik tepe tırmanıcı haline dönüşür.  $c_1$  ve  $c_2$  değerleri iyi bir şekilde dengelendiğinde ise  $c_1 \approx c_2$  daha etkin hale gelirler.  $c_1 = c_2 = 2$  genel olarak önerilen değer olmakla birlikte bazı çalışmalarda farklı değerlerin de iyi sonuçlar verdiği görülmektedir [6,59,60,63].

### 3.2.4. Maksimum hız

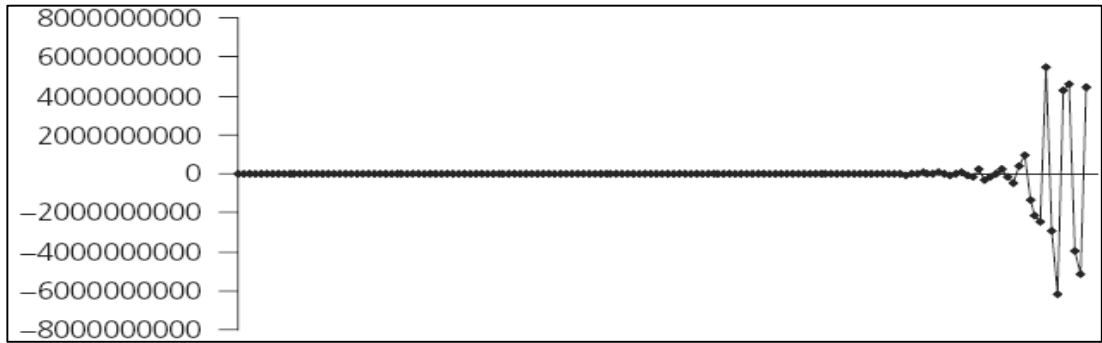
Parçacık sürü algoritması her iterasyonda parçacıkların her yöndeki hareket mesafesini değiştirerek ilerlemektedir ve hız değeri bir parçacığın çözüm uzayında arama yapmasını sağlayan en önemli etkidir. Hızdaki değişiklikler olasılığa bağlı olup bu



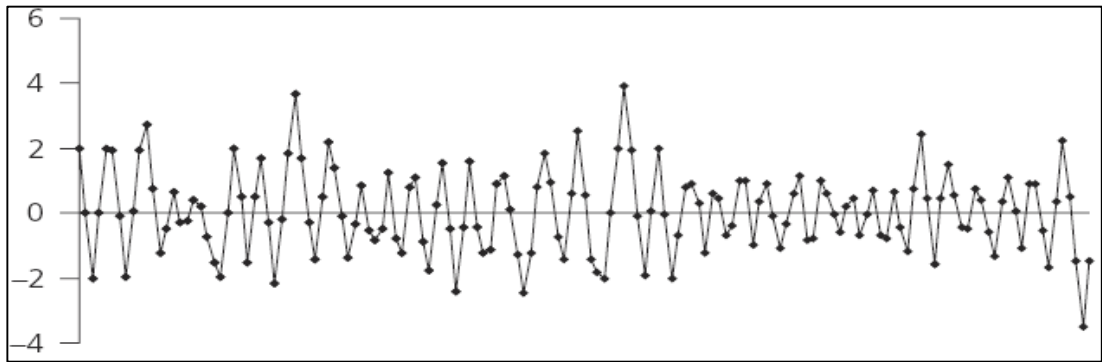
nedenle de parçacığın yörüngesi kontrolsüz olarak problem uzayında sonsuza doğru genişleyerek ilerleyebilmektedir. Bu nedenle parçacığın işe yarar bir şekilde araştırma yapabilmesi için bu salınının kontrol altına alınması gereklidir. Bu amaçla kullanılan geleneksel yöntem  $V_{maks}$  sabitinin sistem sabiti olarak aşağıda gösterildiği üzere kullanılmasıdır. Ancak  $V_{maks}$  değerinin belirlenmesi problemde farklılık gösterebilir. Bazı uygulamalarda  $V_{maks} = X_{maks}$  olarak kullanılmıştır. Bazı uygulamalarda ise Denklem (3.15)'te gösterildiği üzere  $V_{maks}$  arama uzayındaki parçacığın konum vektörünün her bir boyutunun alabileceği en büyük değer ile en küçük değer farkının %10-20'si aralığında bir değer almıştır [42,59].

$$\begin{aligned}
 &\text{Eğer } v_{id} > V_{maks} \text{ ise } v_{id} = V_{maks} \\
 &\text{Eğer } v_{id} < -V_{maks} \text{ ise } v_{id} = -V_{maks} \\
 &V_{maks} = (X_{maks} - X_{min}) \cdot \%R \quad , R \in [10 - 20]
 \end{aligned}
 \tag{3.15}$$

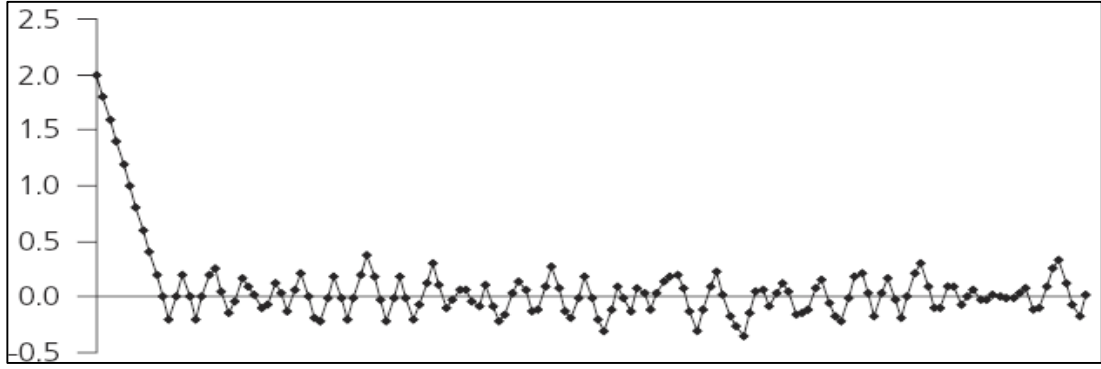
Bu parametrenin etkisi basitleştirilmiş tek bir parçacığa ait aşağıdaki grafikler ile daha iyi anlaşılabilir şekilde gösterilmiştir [42].



Şekil 3.5. Hız sınırı olmadan 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması [42]



Şekil 3.6.  $V_{maks} = 2,0$  olarak 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması [42]



Şekil 3.7.  $V_{max} = 0,2$  olarak 150 adım çalıştırılan parçacık sürü algoritması [42]

Şekil 3.5.'ten de görüldüğü üzere hız sınırı olmadan çalışan parçacık sürü algoritmasında parçacık hızlı bir şekilde çözüm için ilgilenilen alandan uzaklaşmaktadır. Şekil 3.6.'da gösterildiği üzere  $V_{maks} = 2$  olduğu durumda parçacığın hızı makul bir düzeyde kalmakta ve araştırmaya devam etmektedir ama yukarıdaki örnekte optimum olan 0,0 düzeyine yeterince yaklaşamamaktadır. Şekil 3.7.'de görüldüğü üzere  $V_{maks} = 0,2$  değeri ise parçacığın hareketini optimuma daha yakın bir bölgede tutmaktadır.

### 3.2.5. İterasyon sayısı

PSO algoritmasında çoğu zaman durma kriteri olarak önceden kullanıcı tarafından belirlenen iterasyon sayısı kullanılmaktadır. Algoritmada parçacıklar iterasyon sayısı kadar yer değiştirme hareketi yapar. Sürü büyüklüğü ve iterasyon sayısı kontrol parametrelerinin her ikisinin de büyük seçilmesi algoritmanın çözüm kalitesini arttırırken hesaplama zamanını da arttırmaktadır. Yapılmış olan çalışmalar iyi sonuca ulaşmak için gerekli olan iterasyon sayısının probleme bağlı bir durum olduğunu ortaya koymaktadır [6,60].

### 3.2.6. Kısıtlama faktörü

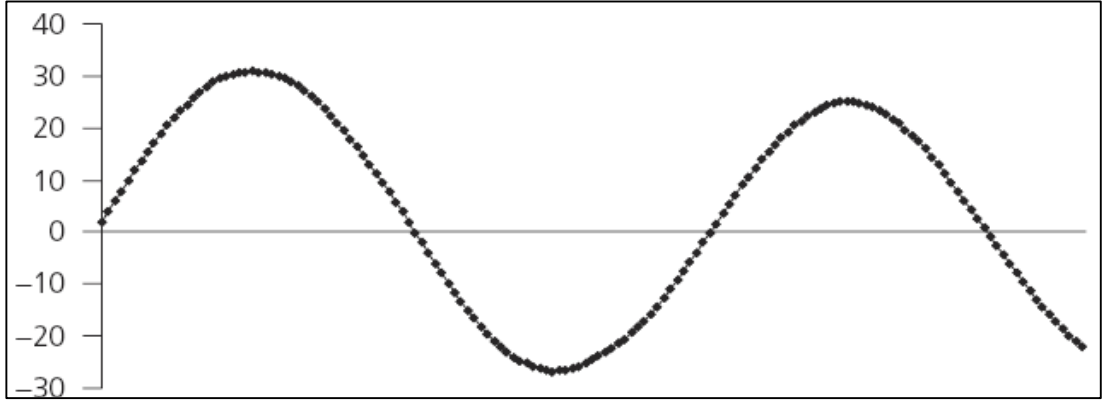
Maurice Clerc 1999'da algoritmanın performansını parçacıkların hızını kısıtlayan ve kontrol ederek yüksek oranda arttıran kısıtlama faktörü  $K$ 'yı ortaya koymuştur. Shi ve Eberhart kısıtlama faktörünün  $V_{maks}$  kısıtı ile birlikte kullanıldığında PSO'nun performansının arttığını bulmuştur. Hem kısıtlama faktörü  $K$ , hem de atalet ağırlığı  $w$  Denklem (3.16) ve Denklem (3.17)'de gösterildiği şekilde parçacıkların hızını kontrol etmek için kullanılmaktadır [43].

$$v_{id}^k = K \left[ v_{ij}^{k-1} + c_1 r_1 (P_{bestij}^{k-1} - x_{ij}^{k-1}) + c_2 r_2 (G_{bestj}^{k-1} - x_{ij}^{k-1}) \right] \quad (3.16)$$

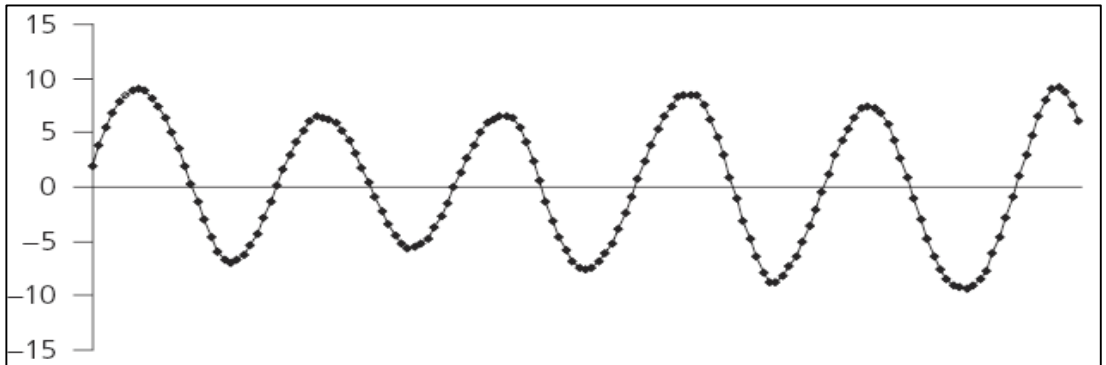
$$K = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad \varphi = c_1 + c_2, \quad \varphi > 4 \quad (3.17)$$

### 3.2.7. Kontrol parametresi

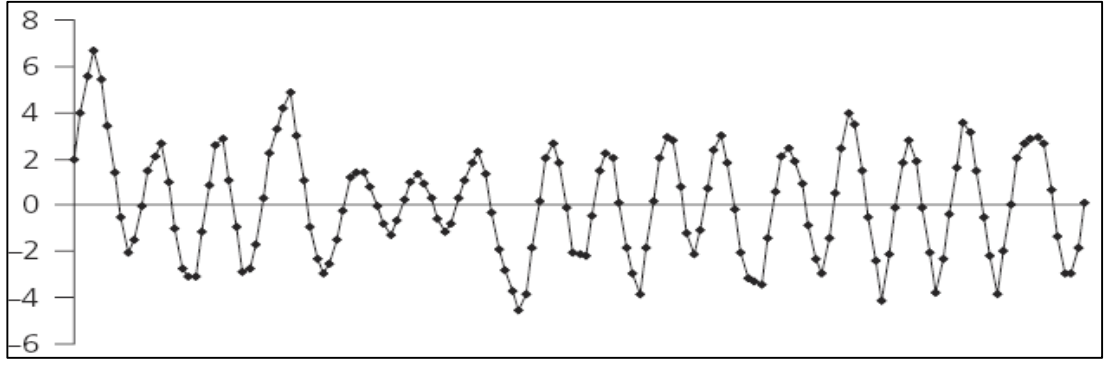
$\varphi$  ile gösterilen kontrol parametresi ivmelenme sabiti olarak da adlandırılmakta ve parçacığın izlediği yörüngenin tipini belirlemekte çok önemlidir.  $\Phi$  değerinin küçük olduğu durumlarda parçacığın yörüngesi zaman içerisinde yükselip alçalarak bir sinüs eğrisi şeklinde yörünge izlemektedir.  $\Phi$  değeri arttırıldıkça ( $\varphi = 0,10$ ) dalga yapısının frekansı artmaktadır.  $\Phi$  değeri arttıkça dalgalanma daha sıklaşmakta ve düzensiz hal almaktadır.  $\Phi$  değeri çok arttırıldığında ( $\varphi = 100$ ) parçacık her adımda  $V_{maks}$  değerine yaklaşmakta ve yörünge başarımı çok düşük bir şekilde sürekli aynı noktaları araştırmaktadır [42].



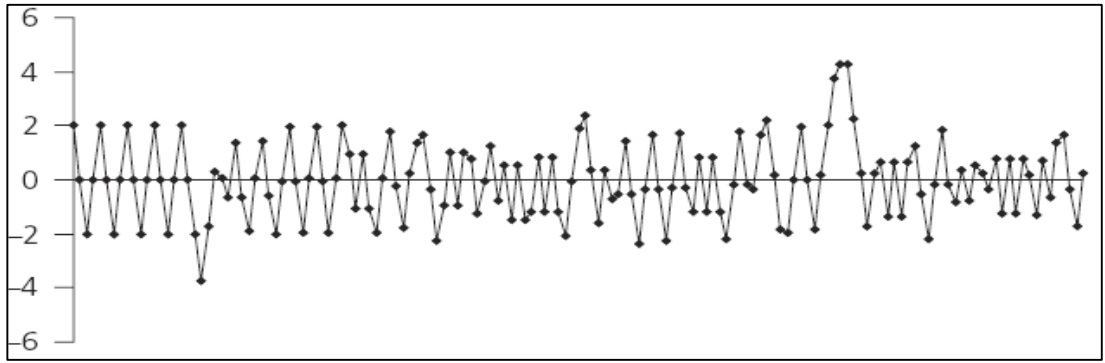
Şekil 3.8.  $\varphi = 0,01$  değeri için parçacığın optimum nokta etrafında geniş aralıkla dalgalanması [42]



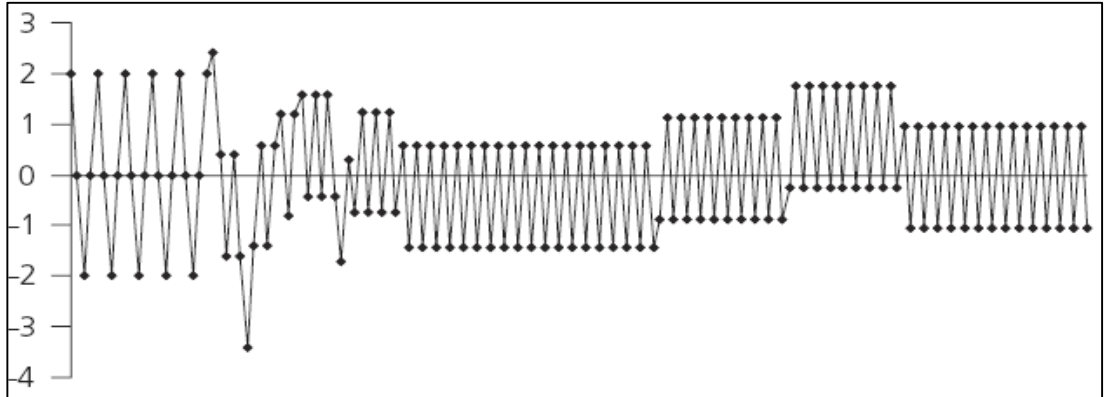
Şekil 3.9.  $\varphi = 0,1$  değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi [42]



Şekil 3.10.  $\phi = 1,0$  değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi [42]



Şekil 3.11.  $\phi = 10$  değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi [42]



Şekil 3.12.  $\phi = 100$  değeri için parçacığın optimum nokta etrafındaki hareketi [42]

#### 4. LİTERATÜRDE GEZGİN SATICI PROBLEMİ İÇİN SEZGİSEL YÖNTEMLERİN KULLANIMI

GSP ve onun varyantı olan araç rotalama problemi (ARP) gibi problemler kombinatoriyel optimizasyon alanında en çok çalışılan problemlerden biridir. Bu problemlerin NP-ZOR olduğu bilindiği için çözüme yönelik çalışmalar kesin yöntemler kadar yaklaşık yöntemlere yönelik algoritmalar geliştirilmesine de odaklanmıştır. Araç rotalama problemleri, tesis yeri seçimi problemleri, çizelgeleme problemleri, ağ tasarımı problemleri gibi pek çok yönetsel problemler, ya kombinatoriyel problemler olarak modellenmekte ya da kombinatoriyel problemlerin alt problemler olarak çözülmesini gerektirmektedir. Dolayısı ile bu bağlamda en sık araştırılan kombinatoriyel optimizasyon problemi GSP olmaktadır. GSP'nin NP-ZOR olması bilinen hiçbir algoritmanın makul bir çalışma süresi içerisinde bütün gezgin satıcı örneklerini garanti olarak çözemeyeceği anlamına gelmektedir, dolayısı ile gezgin satıcı problemleri için çok zengin bir sinama ortamı mevcuttur [64].

1950 - 1960 yılları arasında Avrupa ve Amerika bilim topluluklarında oldukça popüler olmaya başlayan GSP için George Dantzig, Delbert Ray Fulkerson ve Selmer M. Johnson bu problemi bir tamsayılı lineer programlama problemi olarak ifade etmişler ve çözüm için kesme düzlemi yöntemini geliştirmişlerdir. Bu yeni geliştirilen yöntem ile 49 şehirlik bir GSP'yi el ile optimal olarak çözmüş ve oluşturdukları turdan daha kısa bir tur olmadığını ispatlamışlardır. 1970 yılında Held ve Karp optimalden %1 uzaklıkta bir alt sınır sağlayan yöntem geliştirmişlerdir. 1973 yılında ise Lin ve Kernighan değişken derinlikli köşe değiştirme sezgiseli önermiştir. Bu yöntem Lin-Kernighan algoritması olarak bilinmektedir ve oluşturulan gezgin satıcı turundan k adet köşeyi çıkartıp ortaya çıkan turu başka k adet köşe ekleyerek tamamlamaktadır. 1976 yılında Christofides oluşturulan turun optimal çözümden  $3/2$  kat daha kötü olduğunu garanti eden bir tur oluşturma yöntemi yayınlamıştır ve bu yöntem hala bilinen en sıkı yaklaşım oranıdır. Gezin satıcı problemleri mevcut zorluk derecesi nedeni ile geliştirilen algoritmaların çözüm kalitelerinin denemesi için de denek görevi görmektedir. Tavlama benzetimi ve yapay sinir ağları üzerine ilk yayınlar gezgin satıcı

problemleri üzerinde tartışılmıştır. 1991 yılında ise Reinelt son 50 yılda üzerinde çalışılmış olan pek çok test problemini içeren bir problem kitaplığı olan TSPLIB’yi derlemiş ve yayınlamıştır. 1992 yılında ise David Applegate, Robert Bixby, Vasek Chvatal ve William Cook 3038 şehirlik bir GSP’yi Concorde isimli kesin gezgin satıcı çözüm programı ile çözmüşlerdir ve o zamandan bu yana Concorde programı optimalliği kanıtlanmış bütün en iyi tur kayıtlarında yer almıştır. 1998 yılında Kelde Helsingaun Lin-Kernighan sezgisel algoritmasının oldukça etkin ve geliştirilmiş bir sürümünü yayınlamış ve Lin-Kernighan-Helsingaun (LKH) olarak adlandırmıştır. Sonrasında bu algoritma Concorde programı ile birlikte kullanılarak bugüne kadar en büyük GSP örneklerinin çözümünde yer almıştır. 1904711 şehirlik dünya gezgin satıcı turu probleminin çözüm rekoru 2003 yılında LKH ve Concorde ile elde edilmiş ve bu tur sonuncusu mayıs 2010 tarihinde olmak üzere üç kere geliştirilmiştir [65].

Doğrudan üzerinde bu kadar çok çalışılmış olan GSP’nin literatürde başka problemler şeklinde uygulanmasına dair örnekler ise Tablo 4.1.’de özetlenerek sunulmuştur.

Tablo 4.1. GSP ve ARP’nin çeşitli uygulamaları [66]

No	Uygulama	Varyant	Literatür
1	Okul otobüsü rotalama	Çok amaçlı ARP ve GSP	Bowerman ve diğ. (1995)
		ARP	Braca ve diğ. (1997)
		Çok amaçlı ARP ve GSP	Li ve Fu (2002)
		Zaman kısıtlı açık ARP	Ozyurt ve diğ. (2005)
		Bağlaşık zaman pencereli ARP	Fugenschuh (2006)
		ARP	Park ve Kim (2010)
2	Gıda dağıtımı	Zaman pencereli ARP (VRPTW)	Hsu ve Feng (2003)
			Ioannou ve diğ. (2001)
		ARP	Evans ve Norback (1985)
			Prindezis ve diğ. (2003)
			Johansson (2006)
	Zaman Pencereli GSP	Bräysy ve diğ. (2009a)	
3	Atık toplama problemi	Mürettebat kısıtlı ARP	Angelelli ve Speranza (2002)
		ARP	Tung ve Pinnoi (2000)
			Nuortio ve diğ. (2006)
		Zaman pencereli ARP	Kim ve diğ. (2006)

Tablo 4.1.(Devam) GSP ve ARP'nin çeşitli uygulamaları

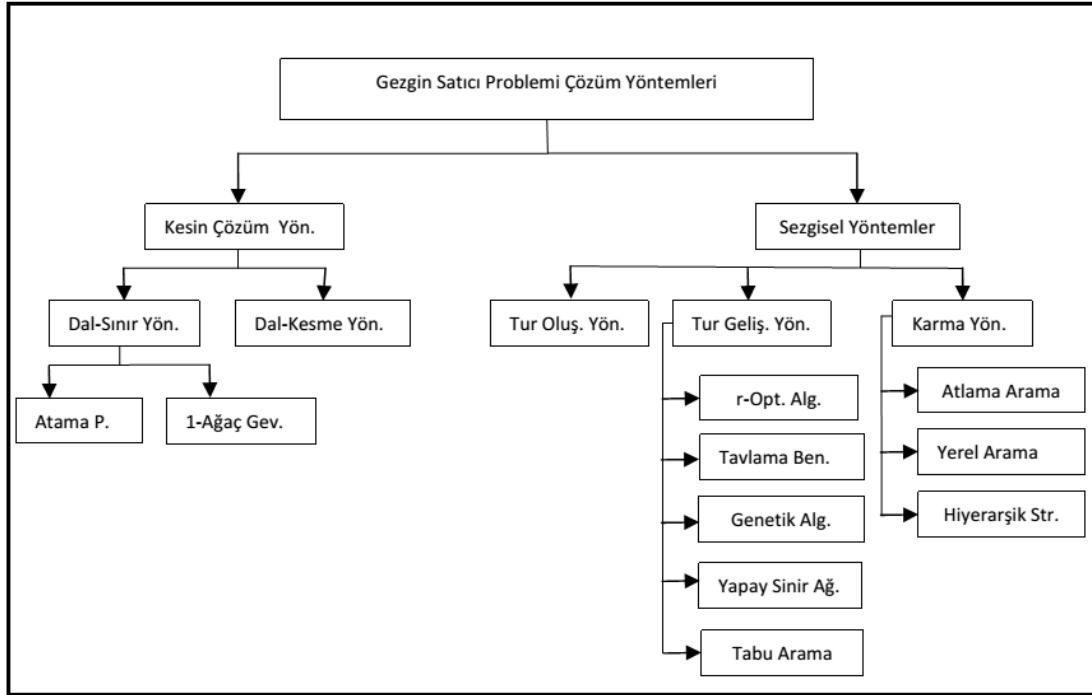
4	Süt Toplama ve Dağıtımı	ARP	Boldon ve diğ. (1996)		
		İki Dönemli GSP	Butler ve diğ. (1997)		
		ARP	Tarantilis ve Kiranoudis (2000)		
		Heterojen sabit filolu ARP	Tarantilis ve diğ. (2004)		
		Zaman pencereli ARP	Marshall ve diğ. (2006)		
		Periyodik ARP	Claassen ve Hendriks (2007)		
5	Konteyner taşımacılığı	ARP	Cattrysse ve diğ. (1996)		
			Kim ve Kim (1999)		
			Koo ve diğ. (2004)		
			Imai ve diğ. (2007)		
			Stahlbock ve Voß (2008)		
				Bandeira ve diğ. (2009)	
				Dönem ARP	Baptista ve diğ. (2002)
				Zaman pencereli ARP	Lee ve diğ. (2003)
				ARP ve GSP	Steenken ve diğ. (2004)
				Kapasiteli ARP	Karlaftis ve diğ. (2009)
		Zaman pencereli çoklu gezgin satıcı problemi (m-TSPTW)	Zhang ve diğ. (2009)		
6	Şehir lojistiği	Dinamik ARP	Taniguchi ve diğ. (2000)		
			Montemanni ve diğ. (2005)		
		Çok depolu zaman pencereli ARP (MDVRPTW)	Chiu ve diğ. (2006)		
		ARP	Tarantilis ve Kiranoudis (2002)		
			Bräysy ve diğ. (2009b)		
7	Şirket çalışan dağıtım ilişkileri	Yük dengelemeli ARP	Lee ve Ueng (1999)		
8	Mobilya nakliyesi	Heterojen sabit filolu ARP	Prins (2002)		
9	Toplu taşıma	ARP	Bodin (1990)		
			Sateesh ve Ray (1992)		
			Nurcahyo ve diğ. (2006)		
			Lam ve diğ. (2009)		
10	Meşrubat sanayi	ARP	Golden ve Wasil (1987)		
		Telim etme ve teslim alma ile GSP	Zeng ve diğ. (2008)		
			Gendreau ve diğ. (1999)		
11	İçki sanayi	ARP	Eibl ve diğ. (1994)		
12	Hava kargosu şirketinin kara taşımacılığı	Geri dönüş yüklemeleri, zaman çerçeveleri ve heterojen araç filosu ile ARP	Cheung ve Hang (2003)		
		Zaman pencereli ARP	Kritikos ve Ioannou (2010)		
13	Şeker kamışı taşımacılığı	Çok depolu zaman pencereli ARP	Abel ve diğ. (1981)		
14	Perakende dağıtımı	ARP	Soehodho ve Werdinignsih (2003)		
15	Taze et dağıtımı	Çok depolu ARP	Tarantilis ve Kiranoudis (2002a)		
16	Posta taşınması (veya) posta teslimi	ARP	Tarantilis ve diğ. (2002c)		
		Dönem ARP	Paletta (2002)		

Tablo 4.1.(Devam) GSP ve ARP'nin çeşitli uygulamaları

17	Gemi rotalama	Çok turlu ARP	Fagerholt (1999)
		Zaman pencereleli GSP	Fagerholt ve Christiansen (2000)
		Zaman pencereleli GSP	Fagerholt (2001)
18	Acil durum planlaması	Karışık teslim etme ve teslim alma ile ARP	Ozdaman ve diğ. (2004)
19	Gaz dağıtımı	ARP	Day ve diğ. (2009)
20	Tarım ürünleri nakliyesi	ARP	Osvold ve Stirn (2008)
			Bochtis ve Sørensen (2009a)
			Bochtis ve Sørensen (2009b)
21	Canlı hayvan dağıtımı	ARP	Grlbkovskaia ve diğ. (2006)
22	Posta kutusu toplama	GSP	Laporte ve diğ. (1996)
23	Kırsal postacı problemi	GSP	Eiselt ve diğ. (1995)
24	Bozulabilir ürünler	ARP	Federgruen ve diğ. (1986)
			Hsu ve diğ. (2007)
			Chen ve diğ. (2009)
25	Kristallerin yapısının analizi	GSP	Bland ve Shallcross (1987)
26	Gaz türbini motorlarının bakımı	GSP	Plante ve diğ. (1987)
27	Baskılı devre kartlarının delinmesi	GSP	Ancău (2008)
28	Bir depoda malzeme taşıma	GSP	Ratliff ve Rosenthal, (1983)
29	Veri dizilerinin kümelenmesi	GSP	Lenstra ve Rinooy Kan, (1975)
30	Tek bir makinede işlerin sıralanması	GSP	Gilmore ve Gomory, (1964)

Yukarıdaki tabloda temelinde GSP ve onun türevleri olan 30 problem tipi ve literatürden uygulayıcıları verilmiştir. Bu GSP'ler için kullanılabilir çözüm yöntemleri ise Şekil 4.1.'de kümelenecek gösterilmiştir.





Şekil 4.1. Gezgin satıcı problemi için çözüm yöntemleri [31]

#### 4.1. GSP İçin PSO Algoritmasının Kullanımı

GSP ve varyantları için literatürde PSO tekniği ile çözüme ulaşan çalışmalar ve değerlendirmeler aşağıda verilmektedir.

Robati ve diğ. [67] 2012 yılında yayınlanan dengeli bulanık PSO makalelerinde GSP'yi bulanık bir matris olarak ifade etmişler ve geliştirdikleri bulanık kesikli PSO algoritmasını “Burma 14” problemi üzerinde uygulamışlardır. Bu problem üzerinde kesin çözümü elde eden araştırmacılar “Burma 14”, Groetschel 17”, “Groetschel 21” ve “Groetschel 24” problemleri üzerinde bulanık PSO ve dengeli bulanık PSO algoritmalarını karşılaştırmış ve geliştirdikleri dengeli bulanık PSO yönteminin çözüm kalitesinin daha yüksek olduğunu sunmuşlardır.

Feng ve Liao [68] 2014 yılında yayınlanan “Hibrit evrimsel bulanık öğrenme şemalarının gezgin satıcı problemleri uygulamaları” isimli çalışmalarında büyük ölçekli gezgin satıcı problemlerinin çözümü için hibrit evrimsel bulanık öğrenme algoritması geliştirmişlerdir. Öğrenme sürecinin etkinliğini arttırmak amacı ile büyük problemleri bulanık c-ortalamalar yöntemi ile kümelere ayıran araştırmacılar, tablo dönüşüm temelli parçacık sürü öğrenme algoritması ile daha kısa seyahat rota sıralama bilgilerini içeren seyahat tablosunu optimize eden öğrenme sürecini gerçekleştirdikten

sonra tavlama benzetimi algoritması ile en uygun çözümü elde etmeye çalışmışlardır. TSPLIB problem setinden seçilmiş en küçüğü 51 en büyüğü 5934 nokta içeren 9 problem üzerinde önerilen öğrenme algoritmasının başarımının diğer öğrenme algoritmalarına göre daha yüksek olduğunu göstermiştir.

Norouzi ve diğ. [69] periyodik araç rotalama probleminde PSO'nun değerlendirilmesi çalışmalarında standart PSO algoritmasını 2-opt ve iç tur değiştirme yerel sezgiselleri ile zenginleştirdikleri PSO algoritması ile karşılaştırmışlar ve önerilen algoritmanın çözüm kalitesini standart algoritmaya göre %5 arttırırken çözüm zamanı ise %50 arttırdığını ortaya koymuşlardır.

Kuo ve diğ. [70] bulanık talepli kapasiteli ARP'nin çözümü için PSO algoritmasını GA ile hibritlemiştir. Geliştirdikleri algoritmayı Edonezya'nın Palembang şehrine ait 98 noktadan çöp toplama problemi üzerinde uygulayan araştırmacılar şehrin 5 ilçe grubundaki sayıları 12 – 32 arasında değişen noktadan çöp toplama problemini her bir ilçe ayrı problem olarak ele alınacak şekilde çözmüşler ve önerilen hibrit algoritmanın ayrı ayrı GA ve PSO algoritmalarına göre daha iyi çözümler ürettiğini sunmuşlardır.

Menese ve diğ. [71] PSO algoritmasında Bean (1994) tarafından önerilmiş olan rassal anahtar kodlaması modelini kullanarak basınçlı su reaktörünün nükleer yeniden yükleme problemini GSP olarak ifade etmişler ve 21 noktalı bu GSP'ni çözmüşlerdir.

Marinakis ve Marinaki [72] olasılıklı GSP için hibrit çoklu sürü PSO algoritması geliştirmişlerdir. Çalışmada önerilen algoritma birden çok sürü içermekte ve klasik PSO algoritmasının arama yeteneklerini genişletmek için bir geri besleme prosedürü kullanmaktadır. Önerilen algoritma açgözlü (greedy) rassal adaptif arama prosedürü (GRASP) ve genişleyen komşuluk arama (ENS) stratejilerini PSO algoritması ile birleştirmektedir. Algoritma 10 – 1400 arası düğüm içeren 10 TSPLIB problemi üzerinde test edilmiş ve elde edilen sonuçların klasik parçacık sürü, tabu arama, aç gözlü rassal arama ve karınca kolonisi gibi yöntemlere karşı çözüm kalitesi ve zamanı açısından üstün olduğunu sunulmuştur.

Anghinolfi ve diğ. [73] asimetrik GSP'nin bir versiyonu olan ardışık sıralama problemi için bir yerel arama prosedürü ile hibritlenmiş bir PSO algoritması yaklaşımı önermişlerdir. Önerilen yaklaşımın standart PSO algoritmasına göre yerel optimuma

daha hızlı yakınsadığını ve nedenle durağanlığı engellemek için bir parametre geliştirildiğini bildirmişlerdir. Literatürdeki 24 – 378 düğüm büyüklüğü arasındaki 10 problem üzerinde geliştirilen algoritmanın 600 saniye çalışma süresi kısıtı altında yerel arama prosedürü sayesinde diğer algoritmalara göre iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Akjiratikar ve diğ. [74] İngiltere’deki evde bakım hizmeti için çalışan çizelgeleme problemi PSO temelli bir algoritma ile çözdükleri çalışmalarında problemi zaman pencereli ARP’nin bir uzantısı olarak ele almışlar ve algoritmanın yerel optimuma takılmasını engellemek için yerel iyileştirme prosedürünü uygulamışlardır. 50 hasta 12 hasta bakım çalışanı tarafından 100 adedin üzerindeki günlük aktivite gereksinimi içeren veri üzerindeki çalışma ile algoritmanın mevcut el ile yapılan planlama ve ILOG programı ile yapılan programlamaya göre %11 ile % 31 arasında iyileştirme sağladığını ortaya koymuşlardır.

Moghaddam ve diğ. [75] belirsiz talepler altında ARP için gelişmiş bir PSO algoritması önermişlerdir. Önerilen algoritmada parçacıkların gösterimi reel sayı dizileri şeklinde yapılmış ve uygun dizi kodlama ve çözme seçenekleri geliştirilmiştir. Algoritmanın daha iyi sonuçlara yakınsaması için ise yerel arama algoritmalarından değişken komşuluk arama, 1 – 1 değişim algoritması, OPT algoritması, iteratif açgözlü algoritma yöntemleri kullanılmış ve elde edilen çözümler sunulmuştur.

Göksal ve diğ [76] eş anlı alma ve teslim etmeli ARP için kesikli hibrit PSO algoritması önermişlerdir. Algoritmada sezgisel yaklaşım için PSO kullanılırken yerel arama değişken komşuluk arama algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Ek olarak algoritmaya sürü çeşitliliğini koruma amaçlı olarak tavlama benzeri bir strateji uygulanmıştır. 50 – 199 müşteri içeren problem seti üzerindeki deneysel çalışmada önerilen hibrit algoritmanın standart PSO algoritmasına göre çözüm değerini ortalama %1,63 iyileştirdiği ve literatürdeki diğer algoritmalara değişen oranlarda üstünlük sağladığını sunmuşlardır.

Tlili ve diğ. [77] uzaklık kısıtları olan kapasiteli ARP için değişken komşuluk arama metodunu PSO algoritmasının içine dahil eden hibrit bir algoritma geliştirmişlerdir. Tavlama benzetimi ve dal-fiyat yaklaşımlarına göre başarılı sonuçlar elde eden algoritma en iyi sonuçlara %5,5 ve daha yakın çözümler sunmuştur.

Elloumi ve diğ. [78] GSP’de boyut büyüdükçe PSO algoritmasının performansının düşmesine yönelik iyileştirme olarak PSO algoritmasını karınca kolonisi algoritması ile modifiye etmişler ve 22 – 96 düğümlük problem seti üzerinde salt PSO ve KKO yöntemlerine göre çözüm kalitesini arttırmışlardır.

Marinakis ve diğ [79] “Stokastik talepli ARP için PSO” isimli çalışmalarında PSO algoritmasını 2-opt, 3-opt yerel arama algoritmaları ve yol tekrar bağlama (path relinking) stratejisi ile geliştirerek GA ve diferansiyel evrim algoritmaları ile karşılaştırmışlar ve hibrit algoritmanın iyi sonuçlar verdiğini ortaya koymuşlardır.

Zhang ve Zhu [80] sıralama optimizasyonu problemi için dört PSO algoritması versiyonu önermiş ve bunları karşılaştırmıştır. 14, 20 ve 30 düğüm içeren problemlerde algoritmaların 20000 iterasyon çalıştırılması sonucunda zaman içerisinde çözüm uzayında rasgele bir parçacık oluşturup çözüme dahil eden oePSO versiyonunun denemiş olan versiyonlar arasında en iyi sonucu sunduğunu belirtmişlerdir.

Dang ve diğ. [81] takım yön bulma problemi için PSO’dan ilham alan bir algoritma önermişlerdir. Genetik çaprazlama, iteratif yıkım/oluşturma sezgiseli gibi yerel arama ile geliştirme sağlayan algoritma 387 düğümlük problem üzerinde denenmiş ve sonuçlar karşılaştırılarak önerilen algoritmanın literatürdeki yöntemlere göre üstünlüğü sunulmuştur.

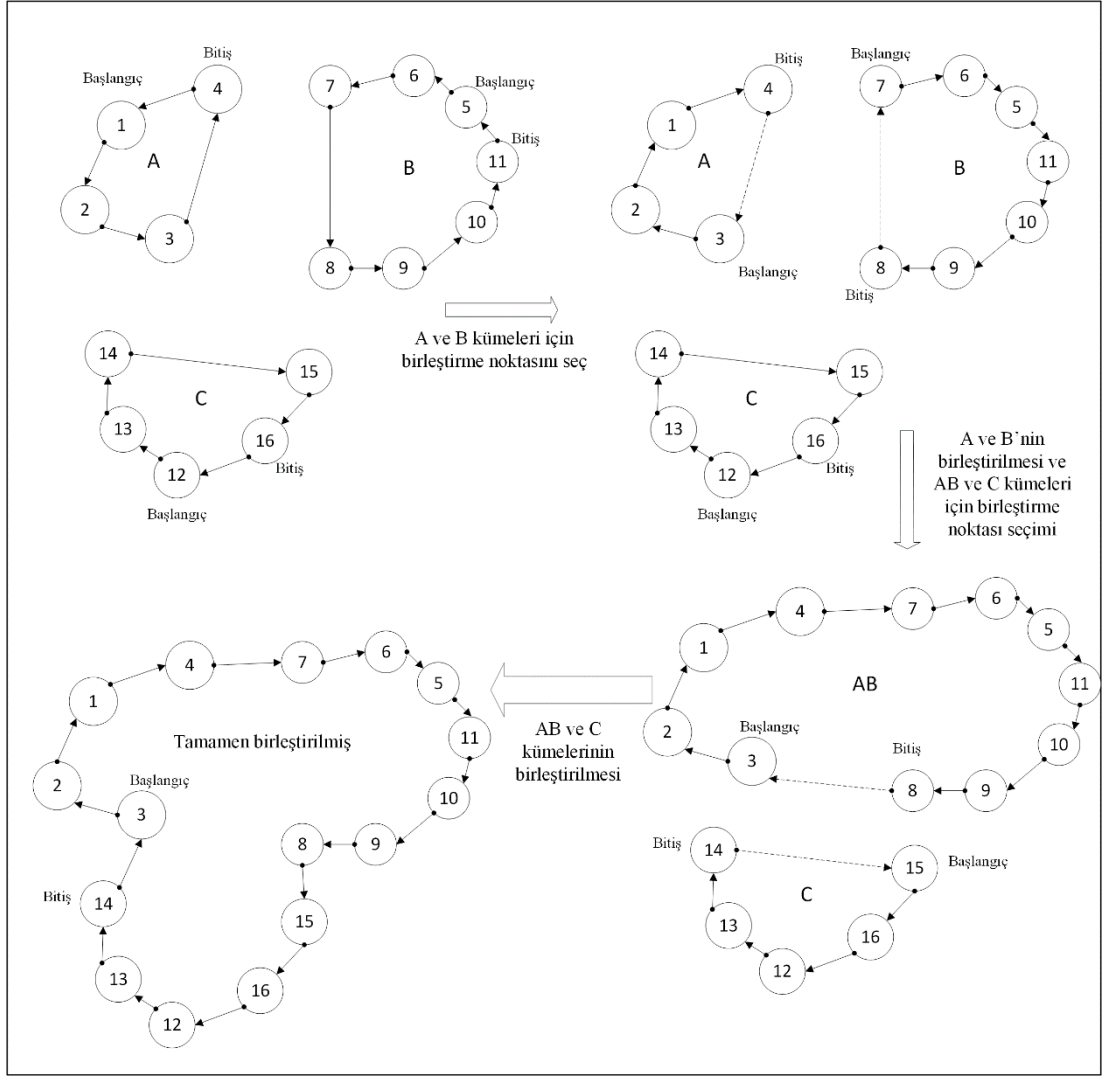
Vidal ve diğ. [82] 2013 yılında yayınlamış olan ARP’leri için sezgiseller üzerine araştırma ve sentez isimli çalışmalarında literatürde yer almış olan 64 meta-sezgisel üzerinde incelemede bulunmuş ve etkili bir sezgisel tasarımı için başarılı stratejileri sunmuştur. 64 başarılı metot içerisinde kullanılan ana konseptlerin en yaygını komşuluk temelli metotlarda tabu arama 17 başarılı çalışmada yer almıştır. Onu popülasyon temelli genetik/evrimsel algoritmalar 16 çalışma ile izlemektedir. İteratif yerel arama 7 çalışma ile üçüncü sıradadır. PSO ise yalnızca bir başarılı metotta ana metasezgisel yöntem olarak yer alabilmiştir. Yine bu çalışma ile ortaya konulan en önemli bulgulardan birisi de 64 yöntemin 39 tanesinde hibritlemenin kullanılmış olmasıdır. Hibritleme tercihleri ise GA ve KKO algoritmalarını yerel arama, geniş komşuluklar, tabu arama metotları gibi yöntemlerle birleştirmek şeklinde olmaktadır.

## 4.2. PSO Algoritmasını GSP Problemlerinin Çözümü İçin Bulanık C-Ortalamlar Yöntemi İle Birlikte Kullanan Çalışmalar

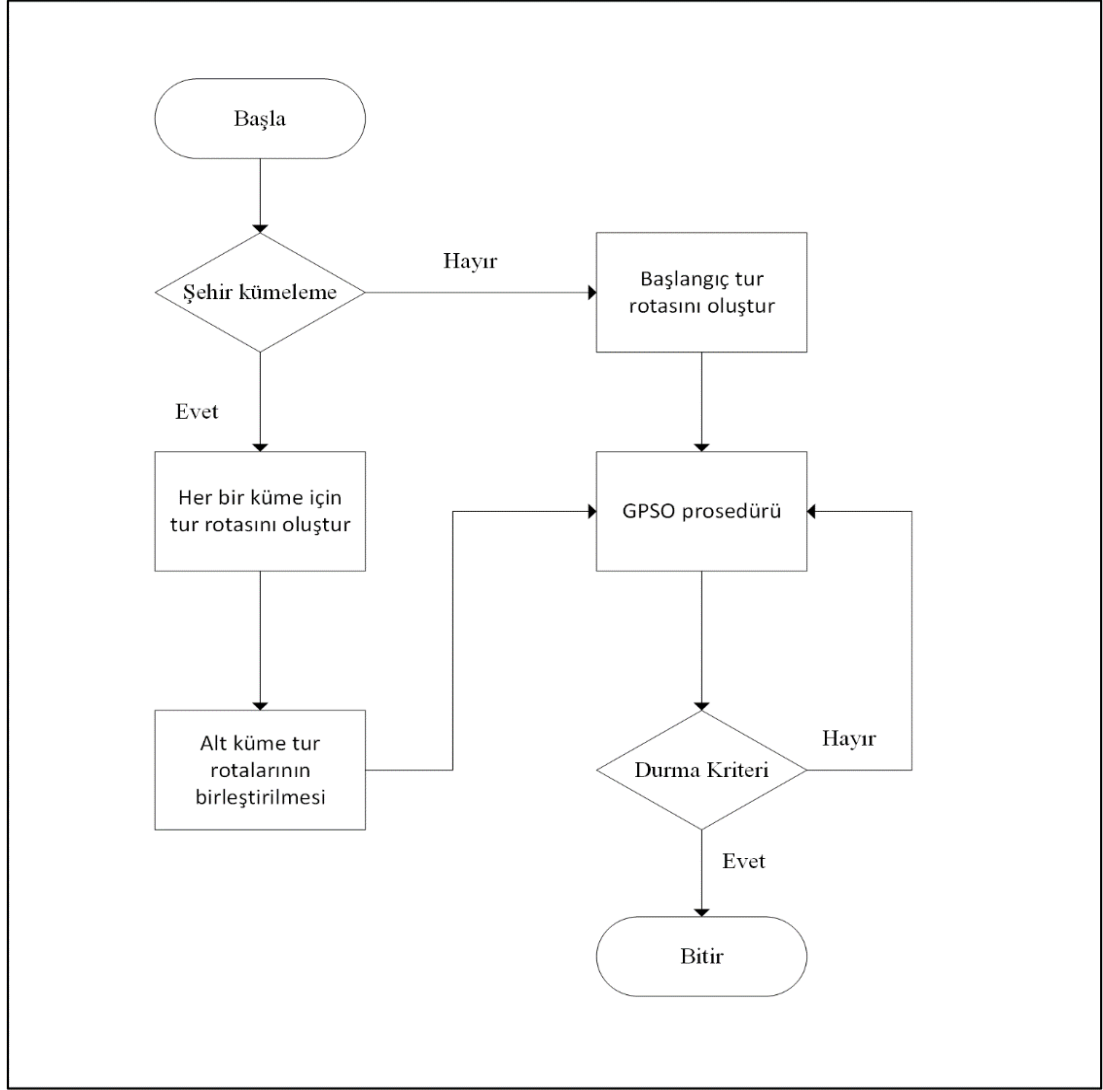
Bu çalışmanın konusu belirlenirken hiç çalışılmamış olan BCO yöntemi ile PSO algoritmasını birleştirmeye yönelik düşünceye benzer bir yapıdaki çalışmaya, konu üzerindeki çalışmalar yürütülürken literatürde yalnızca Liao ve arkadaşlarının 2011 yılı aralık ayında yayınlanmış olan “Evolutionary algorithm to traveling salesman problems” isimli makalelerinde karşılaşmıştır [83].

Adı geçen makale detaylı olarak incelendiğinde çalışma kapsamında BCO algoritmasının herhangi bir kümeleme algoritması gibi yalnızca alt kümelere ayırma amacı ile kullanıldığı, bulanık kümeleme algoritmasının kullanımı ile elde edilecek küme aidiyetlerinin kümelerin birleştirilmesinde kullanılmamış olduğu ve önerilen geliştirmenin literatürdeki benzer geliştirmeler gibi genetik temelli bir PSO algoritması olduğu ve belirli bir problem büyüklüğüne kadar değerlendirildiği görülmüştür.

Algoritmanın akış diyagramı incelendiğinde BCO ile bölünerek daha küçük boyuta indirgenen problemin çözümü için küme merkez noktalarını belirleyip bu merkezden çıkan bir doğru saat yönünde döndürülerek üzerinden geçtiği noktalar ardışık olarak eklenecek şekilde bir tur oluşturmaktadır. Bu şekilde oluşturulan turlar alt kümeler için oluşturulan rotalar olmaktadır. Algoritma daha sonrasında en fazla elemana sahip küme ile başlayarak o kümenin merkezine en yakın diğer kümeyi seçmekte ve bu iki kümeyi birbirlerine en yakın oldukları noktadan birleştirmektedir. Görsel olarak Şekil 4.2.’den net bir şekilde fark edilen birleştirme noktalarının seçimine yönelik işlemlerin algoritma içerisinde nasıl ifade edildiğine dair detaylı bir bilgi ise makalede sunulmamıştır. Şekil 4.3.’teki akış diyagramından da görüleceği üzere adı geçen çalışmada BCO ile kümeleme sonrasında oluşturulan birleşik tur optimize edilmekten ziyade bir başlangıç çözümü olarak ele alınmakta ve sonrasında bu başlangıç çözümü üzerinde GA’dan ödünç alınmış olan GPSO prosedürü ile çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanarak çözüme ulaşılmaya çalışılmaktadır.



Şekil 4.2. Liao ve arkadaşlarının alt küme birleştirme yöntemi [83]



Şekil 4.3. Liao ve arkadaşlarının algoritma akış diyagramı[83]

Makalenin uygulama bölümünde sunulan sonuçlar ise şu şekildedir:

59 şehirlik bir örnek için BCO ile kümeleme kullanılmadan %91 - %99 arasındaki optimum sonuca ulaşılmıştır. 130 şehirlik bir problem için BCO ile 5 kümeye bölüp yukarıda açıklandığı şekilde başlangıç turu oluşturulmuş ve bu başlangıç çözümünü genetik PSO ile geliştirilmiştir. 1002 şehirlik bir problem üzerinde farklı küme sayıları ile yapılan 10 adetlik denemelerde 40 alt küme olduğu zaman optimumdan %10,45 daha kötü bir sonuç elde edildiği belirtilmiştir ve bu çözüm için toplam tur uzunluğu 286139 olarak bulunmuştur.

## **5. GSP İÇİN PSO ALGORİTMASININ BCO YÖNTEMİ İLE GELİŞTİRİLMESİ**

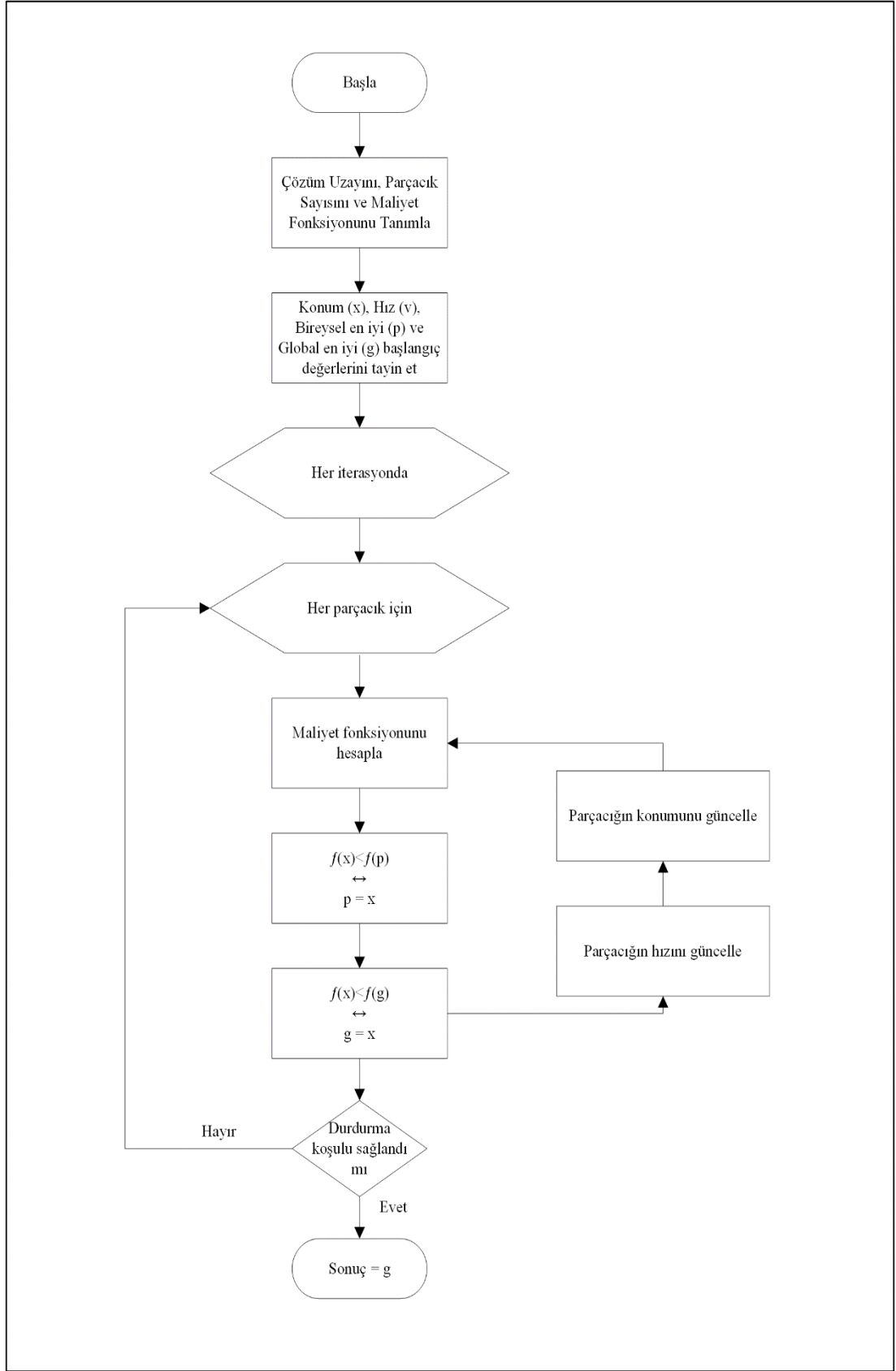
PSO algoritması her ne kadar sürekli optimizasyon problemleri için geliştirilmiş olsa da, kombinatoriyel optimizasyon problemlerindeki yeni gelişmeler için iyi bilinen bir kıyaslama (benchmark) problemi olan GSP gibi kesikli optimizasyon problemleri için de öneriler geliştirilmiştir. Literatürde çeşitli çalışmalarda her ne kadar PSO algoritmasının GSP'ye uygulanabilirliği gösterilmiş olsa da hem çözülen problem boyutları küçük ölçekli hem de gerekli fonksiyon değerlendirme sayıları oldukça yüksek olmuştur. PSO algoritması ile çözülebilen GSP'nin boyutu onlu şehirler düzeyinden yüzlerce şehir seviyesine yeni kavramlar ve stratejiler ile çıkartılmıştır ancak TSPLIB veri setlerinden de görülebileceği üzere GSP on binlerce ve hatta milyonlarca şehirlik boyutta olabilmektedir [84-96].

Bu çalışma kapsamında mevcut standart PSO algoritması büyük ölçekli problemleri daha kolay ele alınabilir şekilde getirecek olan BCO algoritması ile birleştirilerek FCM-PSO algoritması geliştirilmiştir. Bu yöntem ile geliştirme yapılması sayesinde hem PSO algoritmasına diğer sezgisellerde kullanılan elemanları katmayarak algoritmanın orijinalliği korunmuş hem de orijinal algoritmaya yönelik geliştirmelerin ve hibritleştirmelerin de istenilirse kolaylıkla kullanılarak çözüm kalitesinin daha da artırılmasına yönelik bir temel oluşturulmuştur.

### **5.1. GSP İçin Standart PSO Algoritması**

PSO daha önce de bahsedildiği üzere aşağıda gösterilen şekilde oldukça yalın ve açık genel bir algoritmaya sahiptir [6].





Şekil 5.1. PSO algoritmasının temel akış diyagramı [58]

Parçacık sürü optimizasyonu algoritması ise aşağıdaki gibidir [6];

Adım 1: PSO parametre katsayılarını ve sürü büyüklüğünün değerlerini belirle

Adım 2: Parçacıkların konumlarının, hızlarının başlangıç değerlerini belirle

Adım 3: Parçacıkların kendi geçmiş en iyi değerlerinin başlangıç değerini belirle

Adım 4: Sürüdeki en iyi parçacığı sapt

Adım 5: Hızları güncelle

Adım 6: Konumları güncelle

Adım 7: Parçacıkların kendi en iyi değerlerini belirle

Adım 8: Sürüdeki en iyi değer sahip parçacığı belirle

Adım 9: Durma kriteri sağlanana kadar adım 5'e git

Yukarıda verilmiş olan algoritmaya uygun şekilde GSP için MATLAB programında kodlanmış olan programa ait sahte kod ise aşağıda verilmiştir. Kodlama yapılırken her parçacık için konumların tur sıralarına çevrilmesinde ise Taşgetiren ve arkadaşları tarafından geliştirilmiş olan ve Tablo 5.1.'de örneği verilmiş olan SPV (smallest position value) en küçük pozisyon değeri gösterimi kullanılmıştır [92].

Tablo 5.1.'de her hangi bir adımda PSO algoritması ile elde edilmiş olan her bir düğüme ait  $X_i$  konum ve  $V_i$  hız değerleri görülmektedir. GSP'de tur oluşturulması ve bu tura ait olan toplam mesafenin hesaplanması gerekli olduğu için şehirler  $X_i$  değerleri üzerinden küçükten büyüğe sıralanarak bir tur şekline getirilmiştir.

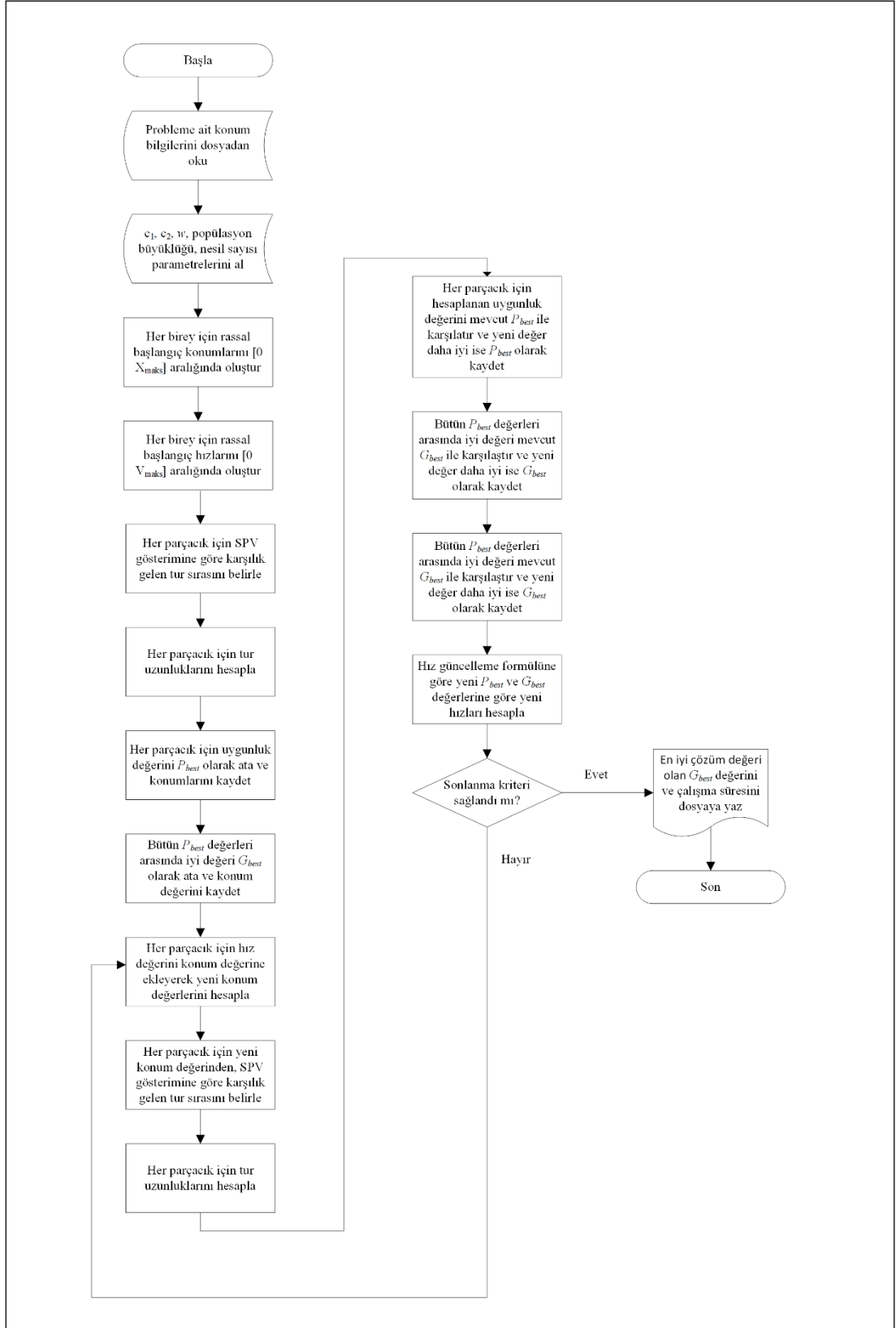
Tablo 5.1. SPV kodlamasının gezgin satıcı problemi üzerinde gösterimi

Şehir	A	B	C	D	E	F
$X_i$	5	2	17	38	25	9
$V_i$	1	2	1	-5	-2	4
Sıra	2	1	4	6	5	3
Sıralı Tur (Rota)	1	2	3	4	5	6
	B	A	F	C	E	D

Yukarıda algoritma adımları gösterilmiş olan PSO algoritmasının GSP için kullanılan detaylı sahte kodu Tablo 5.2.'de ve buna ilişkin MATLAB ile kodlanmış akış diyagramı da Şekil 5.2.'de verilmiştir.

Tablo 5.2. Gezgin satıcı problemi için parçacık sürü optimizasyonu sahte kodu

Adım	İşlem
1	Çözülecek olan probleme ait şehirlerin konumlarını metin dosyasından oku.
2	$c_1$ , $c_2$ , $w$ popülasyon büyüklüğü, nesil sayısı parametrelerini belirle.
3	Rasgele başlangıç konumlarını her bir parçacık için rasgele bir şekilde $[0, X_{maks}]$ aralığında, popülasyon adedi kadar oluştur.
4	Rasgele başlangıç hızlarını her bir parçacık için rasgele şekilde $[0, V_{maks}]$ aralığında, popülasyon adedi kadar oluştur.
5	SPV gösterimine göre her bir parçacığın karşılık geldiği turları oluştur.
6	Her bir parçacığın tur uzunluğunu ardışık şehirlerin koordinatları arasındaki uzaklıkları toplayarak hesapla.
7	Her bir parçacığın toplam rota uzunluğu ile ifade edilen uygunluk değerlerini başlangıç $P_{best}$ değeri olarak ata ve konum değerlerini kaydet.
8	Bütün $P_{best}$ değerleri arasında en iyi değere sahip olanı $G_{best}$ olarak ata ve konum değerlerini kaydet.
9	Hız değerlerini konum değerlerine ekleyerek yeni konum değerlerini elde et.
10	Yeni konum değerlerine göre SPV kuralına göre her bir parçacığın karşılık geldiği turları oluştur.
11	Her bir parçacığın tur uzunluğunu ardışık şehirlerin koordinatları arasındaki uzaklıkları toplayarak hesapla.
12	Her bir parçacığın toplam rota uzunluğu ile ifade edilen uygunluk değerlerini mevcut $P_{best}$ değeri ile karşılaştır, eğer yeni değer daha iyi ise, bu değeri $P_{best}$ olarak ata ve konum değerlerini kaydet.
13	Bütün $P_{best}$ değerleri arasında en iyi değere sahip olan $P_{best}$ değerini mevcut $G_{best}$ değeri ile karşılaştır, eğer yeni $P_{best}$ değeri daha iyi ise, bu değeri $G_{best}$ olarak ata ve konum değerlerini kaydet.
14	$v_{i,j}(t+1) = v_{i,j}(t) + c_1 r_{1,j}(t) [y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2 r_{2,j}(t) [\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t)]$ Hız güncelleme formülü ile $P_{best}$ ve $G_{best}$ değerleri doğrultusunda yeni hız değerlerini hesapla.
15	Sonlanma kriterine ulaşıncaya kadar 9. adıma dönüp işlemleri sırası ile gerçekleştir.



Şekil 5.2. Matlab ile kodlanmış olan PSO algoritmasının akış diyagramı

## 5.2. FCM-PSO Algoritması

Literatürde PSO algoritmasının GSP üzerindeki başarımını arttırmak için genellikle diğer yöntemler ile birleştirilmesi veya diğer sezgisellerden operatörler alarak hibrit yapılar oluşturulması yoluna başvurulmaktadır. Bu şekildeki geliştirmeler ne yazık ki PSO algoritmasının orijinalliğini bozmanın yanı sıra algoritmanın diğer sezgisellere göre avantajı olan basit ve hızlı olma özelliklerini de devre dışı bırakmaktadır.

Küçük ölçekli problemlerde oldukça başarılı sonuçlar veren PSO algoritmasının problem ölçeği büyüdükçe çözüm kalitesi ve/veya başarısının düşmesi, bu çalışmanın özünü oluşturan büyük ölçekli problemleri algoritmanın temel şeklini değiştirmeden daha küçük boyutlu problemlere bölüp kabul edilebilir düzeyde çözüm hızı kaybına karşılık daha iyi sonuçlar elde etme düşüncesine yol açmıştır. Bu düşünce doğrultusunda büyük ölçekli problemleri PSO ile rahatlıkla çözülebilecek düzeye getirecek hızlı bir kümeleme algoritması olarak BCO yöntemi seçilmiştir. Önceki bölümlerde de belirtildiği üzere k-ortalamalar yöntemine göre kümeleme yönünden avantajları olan BCO yöntemi küme elemanları için her bölümlenme sonrasında küme üyelik değerleri sunarak PSO algoritmasına da kümeler üzerinde işlem yaparken yol gösterici olmaktadır.

Bu çalışma kapsamında geliştirilmiş olan FCM-PSO algoritmasının varyasyonları detaylı olarak aşağıda açıklanmıştır. Oluşturulan yapı PSO algoritmasının öncülü olarak BCO yöntemini kullanıyor olmakla birlikte algoritma ve kodlama esnekliği sayesinde modüler bir şekilde literatürde mevcut olan herhangi bir kümeleme algoritması ile herhangi bir sezgisel veya sezgisel olmayan algoritmanın birleştirilerek kullanılabilmesine de imkan sağlaması öngörülmektedir.

### 5.2.1. FCM-PSO-M algoritması ve sahte kodu

BCO yöntemi ile PSO algoritmasını birlikte kullanarak PSO'nun GSP'deki başarımını arttırmaya yönelik geliştirilen ilk varyant FCM-PSO-M'dir. Bu algoritma TSPLIB[97] veri setinden konum ve nokta bilgilerini okumaktadır. Bu veriler BCO yöntemi ile istenilen sayıda daha küçük boyutlu alt kümeğe ayrılmaktadır. Elde edilen bu alt kümelerin her biri için standart PSO algoritması optikale yakın tur değerini elde etmek üzere çalıştırılmaktadır. Optimize edilen bu alt kümelerin hangi sıra ile birbirine

bağlanacakları da küme merkezlerinin yine PSO algoritması ile en kısa tur oluşturacak şekilde sıralanması ile elde edilmektedir. Algoritma alt kümelerin hangi sıra ile bağlanacağını oluşturduktan sonra kümeleri ardışık çiftler şeklinde iki alt küme merkezi arasında çizilen doğrunun orta noktasına en yakın elemanları her iki alt kümede bağlantı noktası olarak seçmektedir. Alt kümelerden ilkinde seçilmiş bu bağlantı noktası oluşturulmuş optimize alt turun son elemanı oluncaya kadar tur sırası korunacak şekilde elemanlar döngüsel olarak ötelenmektedir. Birleştirilecek ikinci alt kümede ise bağlantı noktası olarak belirlenen nokta optimize edilmiş alt turun ilk elemanı olacak şekilde tur elemanları döngüsel olarak ötelenmektedir. Birbirine bağlanacak olan alt turlar birinci alt turun son elemanından sonra ikinci alt turun ilk elemanı başlayacak şekilde ikinci alt tur eklenerek birleştirilmektedir. Bu şekildeki birleştirmeler bu yapıya sonraki alt turların da sırası ile eklenerek tamamlanmakta ve bir çözümü temsil eden sonuç elde edilmektedir.

Bu algoritma yapısı teorik olarak, GSP probleminin çözümü olan optimum tur oluşturulduğunda aradaşık ziyaret edilecek noktalar olarak yer alması beklenmeyen birbirinden uzak konumlardaki düğümleri de içeren büyük boyutlu ve dolayısı ile çözüm zorluğu içerdiği düğüm sayısı ile üstel şekilde artan bu problemleri daha küçük problemler olarak yapılandırarak çözüme daha hızlı ulaşmayı amaçlamaktadır.

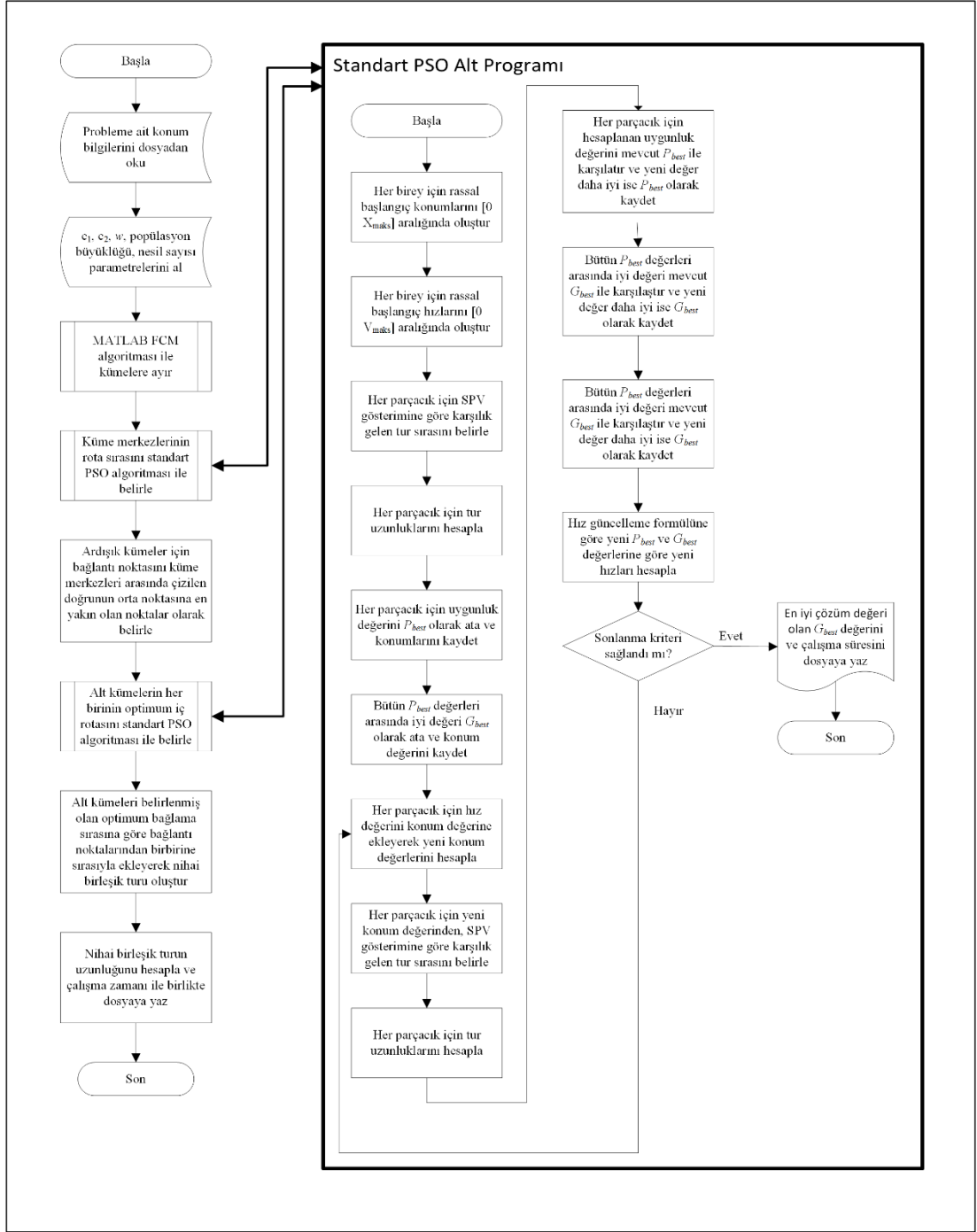
Yukarıda sözel olarak açıklanmış olan FCM-PSO-M algoritmasının sahte kodu ise Tablo 5.3.'te ve MATLAB ile kodlanmış olan algoritmanın akış diyagramı da Şekil 5.3.'te verilmiştir;

Tablo 5.3. PSO-FCM-M algoritması sahte kodu

1. Çözülecek olan probleme ait şehirlerin konumlarını metin dosyasından oku.
2.  $c_1$ ,  $c_2$ ,  $w$  popülasyon büyüklüğü, nesil sayısı, alt küme sayısı parametrelerini ata.
3. BCO algoritması ile istenilen alt küme sayısında kümeleme gerçekleştir.
4. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu küme merkezlerini bağlayan rotanın optimize edilmesidir.  
PSO alt fonksiyonu
  - 4.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir  $i$  parçacığı için
    - 4.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.
    - 4.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.
    - 4.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.
    - 4.1.4  $P_{best}$  değerlerini ata.
    - 4.1.5 En iyi  $P_{best}$  değerini  $G_{best}$  değeri olarak ata.
    - 4.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.
  - 4.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla

Tablo 5.3.(Devam) PSO-FCM-M algoritması sahte kodu

<p>4.2.1 Rassal sayıları oluştur.</p> <p>4.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</p> <p>4.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>4.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>4.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>4.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 4.2 adımına geri dön.</p>
<p>5. Küme merkezlerini optimal bağlama sırasını kaydet ve ardışık kümeler için bağlantı noktasını küme merkezleri arasında çizilen doğrunun orta noktasına en yakın olan noktalar olarak seçerek belirle.</p>
<p>6. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu her bir kümenin iç rotasının optimize edilmesidir.</p> <p>PSO alt fonksiyonu</p> <p>6.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için</p> <p>6.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</p> <p>6.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</p> <p>6.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>6.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</p> <p>6.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</p> <p>6.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</p> <p>6.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla</p> <p>6.2.1 Rassal sayıları oluştur.</p> <p>6.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</p> <p>6.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>6.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>6.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>6.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 4.2 adımına geri dön.</p>
<p>7. Alt kümelerin küme içi optimum turlarını 5. adımda elde edilen kümelerin bağlama sırasına uygun şekilde sıra ile bağlantı noktalarından birbirine ekleyerek yukarıdaki tabloda gösterildiği gibi nihai turu oluştur.</p>
<p>8. Nihai turun toplam uzunluğunu hesapla ve dur.</p>



Şekil 5.3. Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-M algoritması akış diyagramı

Tablo 5.3 ve Şekil 5.3.'te değinilmiş olan alt turların birleşimi işlemi, A – Z aralığında harfler ile gösterilmiş 23 düğümlü farazi bir problemin 5 kümeye bölüdüğü ve olası bağlantı noktalarının ve bağlantı sıralarının tabloda belirtildiği gibi olduğu kabulü altında varsayımsal olarak Tablo 5.4.'te örneklendirilmiştir.



Tablo 5.4.'te, oluşturulmuş olduğu kabul edilen 5 kümenin her birinin kendi içinde tur uzunluğunu en azlayacak şekilde PSO ile optimize edildiği ve elde edilmiş olan kümelerin merkezlerinin ayrı bir GSP olarak ele alınıp PSO ile çözüldüğü ve elde edilebilecek optimize bağlantı sıralarının bu şekilde olduğu kabul edilmiştir. Ardışık her küme çifti için belirlenecek olan bağlantı noktalarının Tablo 5.4.'te gösterildiği gibi oluştuğu kabul edildiğinde kümelerin ardışık olarak koyu ve büyük harf ile gösterilen elemanlardan birleştirilmesi ile nihai bütünlük turun elde edilmiş olacaktır.

Tablo 5.4. Alt tur birleştirmenin gösterimi

	1. Küme	2. Küme	3. Küme	4. Küme	5. Küme
Alt küme elemanları	a,b,c,d,e	f,g,h,i,j	k,l,m,n,o	p, r, s,t,u	v,y,z
PSO alt küme optimum turlar	1. Küme	2. Küme	3. Küme	4. Küme	5. Küme
	b-c-e-a-d	i-j-f-g-h	k-n-m-o-l	p-r-u-t-s	z-v-y
PSO alt küme optimum bağlantı sırası	3 – 5 – 2 – 1 – 4				
PSO alt küme optimum turlar	3. Küme	5. Küme	2. Küme	1. Küme	4. Küme
	k-n-m-o-l	z-v-y	i-j-f-g-h	b-c-e-a-d	p-r-u-t-s
Ardışık kümelerin bağlantı noktalarının belirlenmesi	3.K-5.K	5.K-2.K	2.K-1.K	1.K-4.K	
	m-v	y-f	h-e	d-u	
Kümelerin bağlantı noktalarını hizalama	3. Küme	5. Küme	2. Küme	1. Küme	4. Küme
	o-l-k-n-M-	-V-y-z	i-j-f-g-h	b-c-e-a-d	p-r-u-t-s
İlk birleşik küme	3. Küme – 5. Küme		2. Küme	1. Küme	4. Küme
	o-l-k-n-m-v-y-z		i-j-f-g-h	b-c-e-a-d	p-r-u-t-s
Ardışık kümelerin bağlantı noktaları		5.K-2.K			
		y-f			
Kümelerin bağlantı noktalarını hizalama	3. Küme – 5. Küme		2. Küme	1. Küme	4. Küme
	y-z-o-l-k-n-m-V-		-F-g-h-i-j	b-c-e-a-d	p-r-u-t-s
Birleşik küme	3. Küme – 5. Küme – 2. Küme			1. Küme	4. Küme
	y-z-o-l-k-n-m-v-f-g-h-i-j			b-c-e-a-d	p-r-u-t-s
Ardışık kümelerin bağlantı noktaları			2.K-1.K		
			h-e		
Kümelerin bağlantı noktalarını hizalama	3. Küme – 5. Küme – 2. Küme			1. Küme	4. Küme
	i-j-y-z-o-l-k-n-m-v-f-g-H-			-E-a-d-b-c	p-r-u-t-s
Birleşik küme	3. Küme – 5. Küme – 2. Küme – 1. Küme				4. Küme
	i-j-y-z-o-l-k-n-m-v-f-g-h-e-a-d-b-c				p-r-u-t-s
Ardışık kümelerin bağlantı noktaları				1.K-4.K	
				d-u	
Kümelerin bağlantı noktalarını hizalama	3. Küme – 5. Küme – 2. Küme – 1. Küme				4. Küme
	b-c-i-j-y-z-o-l-k-n-m-v-f-g-h-e-a-D-				-U-t-s-p-r
Birleşik küme	3. Küme – 5. Küme – 2. Küme – 1. Küme – 4. Küme				
	b-c-i-j-y-z-o-l-k-n-m-v-f-g-h-e-a-d-u-t-s-p-r				

Mantıksal yapısı Tablo 5.3., Tablo 5.4. ve Şekil 5.3'te verilmiş olan yapıyı daha anlaşılır kılmak üzere gerçek hayat problemi örneği şeklinde ülkemiz şehirleri üzerinden ifade edecek olursak, ideal turda 81 ili en kısa mesafeyi kat edecek şekilde dolaşmak isteyen bir gezgin satıcının çözümünde ardışık olarak Edirne – Ardahan – İstanbul – Erzurum – Ankara ... şeklinde ülkenin batısı ile doğusu arasında sürekli olarak gidiş ve gelişler içeren bir rotanın en kısa yolu vermemesi öngörülmektedir. Problem önerilen algoritma ile mantıksal olarak ele alındığında ise problemin tamamı olan Şekil 5.4.'teki her bir şehri birlikte değerlendiren 81! Çözüm üzerinden araştırma yapmak yerine problem hali hazırda Şekil 5.5.'te olduğu gibi bölgelere ayrılmış olarak ele alınmaktadır. Bu yöntem ile 81! Olası çözüm içeren problem uzayının tamamı üzerinde araştırma yapmak yerine problem 8! - 10! arasında olası çözüme sahip alt problemler üzerinde çalışılmaktadır.



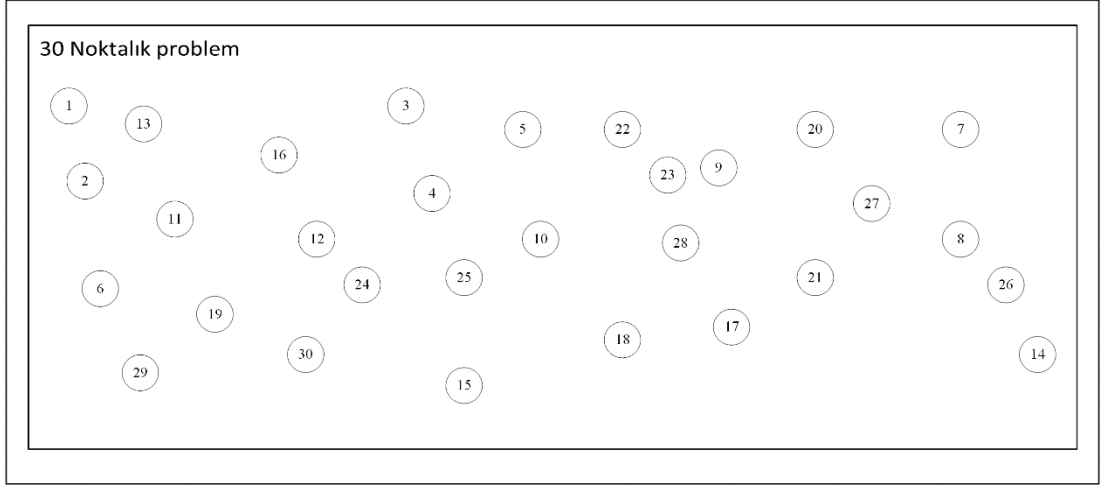
Şekil 5.4. Türkiye iller haritası [98]



Şekil 5.5. Türkiye'nin bölgeleri haritası [99]

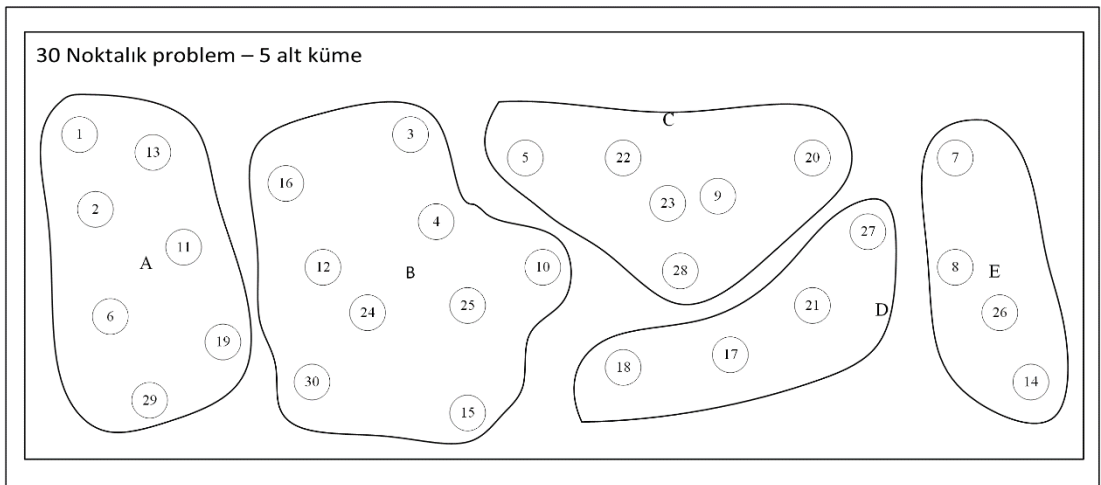
### 5.2.1.1. FCM-PSO-M algoritmasının uygulanması

BCO yöntemi ile PSO algoritmasının kümelere ayırma, alt tur optimize etme ve tekrar birleştirme işlemlerinin adımları rasgele olarak oluşturulmuş olan 30 noktalı bir problem üzerinde 5 kümeye bölünecek şekilde görsel olarak aşağıdaki şekillerde ki gibi uygulanmıştır.

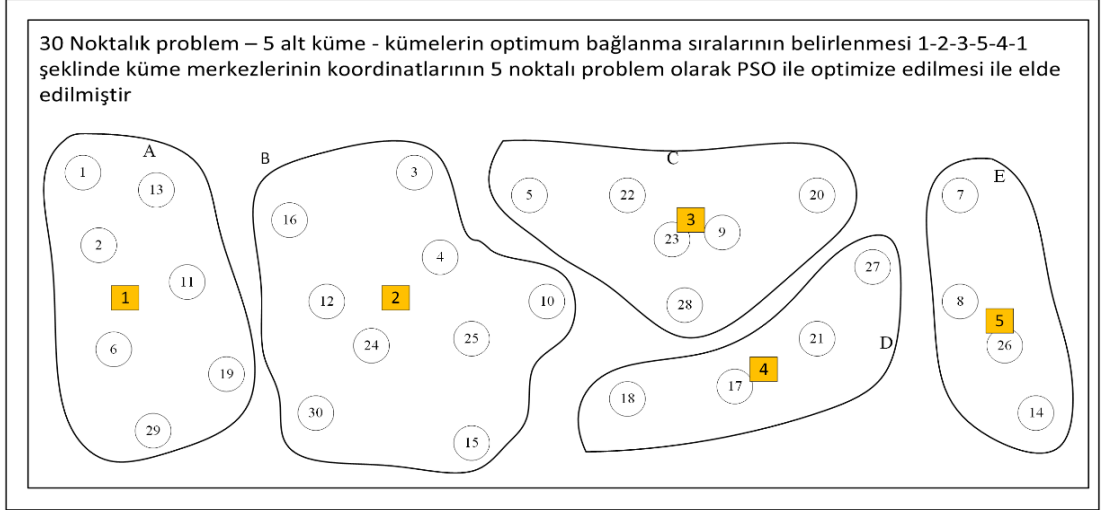


Şekil 5.6. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problem

Geliştirilmiş olan FCM-PSO-M algoritması ile Şekil 5.6.'da görsel olarak ifade edilmiş olan problem örneği ele alındığında, öncelikle Şekil 5.3.'te yer alan akış diyagramına uygun şekilde problem istenilen sayıda alt kümeye MATLAB standart BCO komutu ile bölünecektir. Bulanık kümeleme sonucu elde edilmiş olan kümelerin Şekil 5.7.'deki gibi oluştuğu varsayılmıştır.

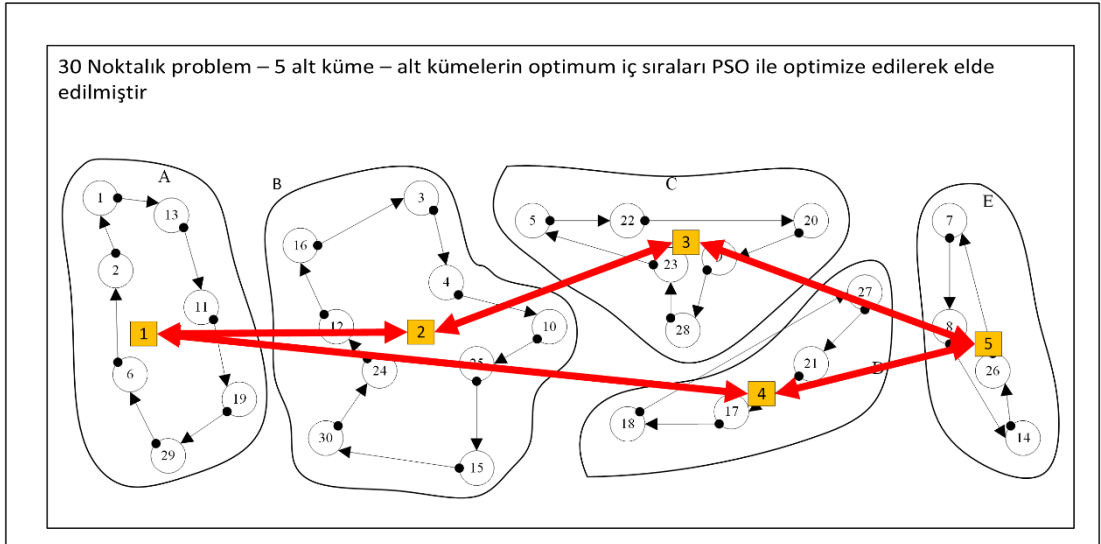


Şekil 5.7. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin 5 kümeye bölünmesi



Şekil 5.8. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin küme merkezleri

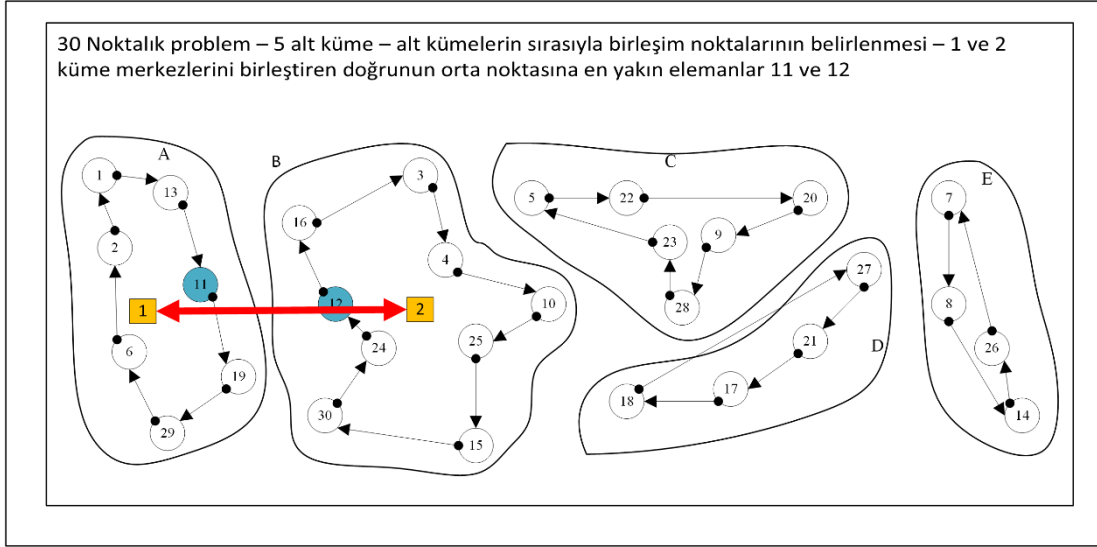
A-B-C-D-E şekline farklı eleman sayılarındaki beş kümenin merkezleri Şekil 5.8.'de gösterildiği gibi 1-2-3-4-5 şeklinde koordinat ekseninde BCO algoritması tarafından hesaplanarak bulunmuş olsun. Bu noktada algoritma hem küme merkezlerini 5 noktalı bir GSP olarak ele alarak kümelerin optimum bağlanma sıralarını hesaplamakta, hem de her bir kümenin elemanlarını kendi içinde bir GSP problemi olarak çözerek küme içi optimum rotalarını hesaplamak üzere çalışmaktadır.



Şekil 5.9. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin optimum rotaları

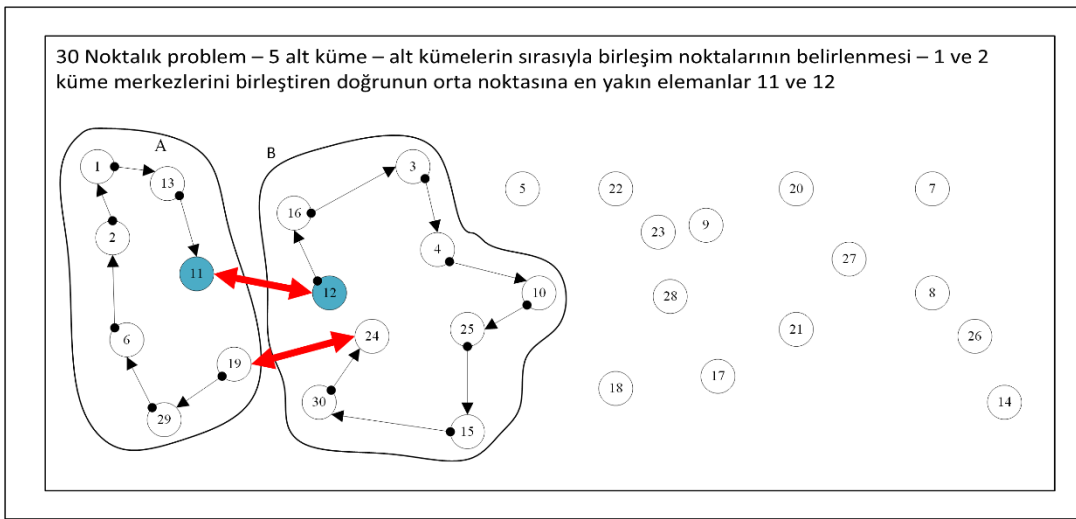
Ele alınan problem için optimal küme bağlama sırasının 1-2-3-5-4-1 şeklinde bir döngü olduğu ve her kümenin kendi iç optimal rotalarının ise Şekil 5.9.'da gösterildiği gibi olduğu varsayıldığında algoritma kümeleri birleştirme işlemine optimal küme

bağlama sırasının ilk iki elemanı olan 1 ve 2 küme merkezlerine sahip olan A ve B kümeleri ile başlayacaktır.



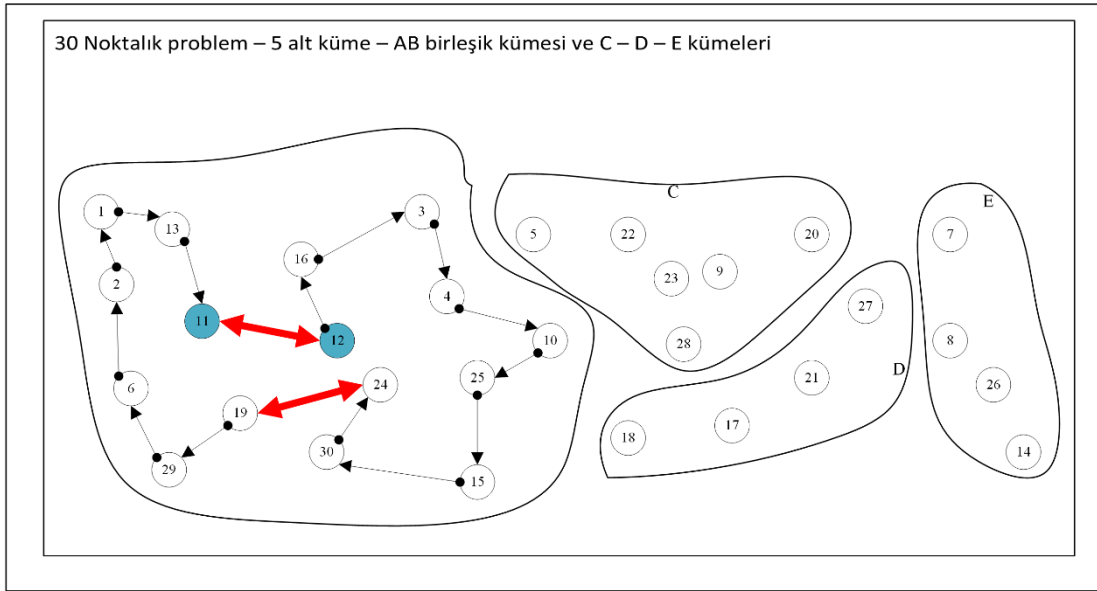
Şekil 5.10. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümeleri birleşim noktalarının belirlenmesi

FCM-PSO-M algoritmasında küme bağlantı noktalarının belirlenmesinde bağlanacak küme çiftlerinin merkezleri arasında çizilecek doğrunun orta noktasına her iki kümede de en yakın olan noktalar seçilmektedir. Şekil 5.10.'da 1-2 küme merkezlerini birleştiren kırmızı doğrunun orta noktasına en yakın noktalar A kümesi için 11, B kümesi için 12 olarak belirlenmiştir.



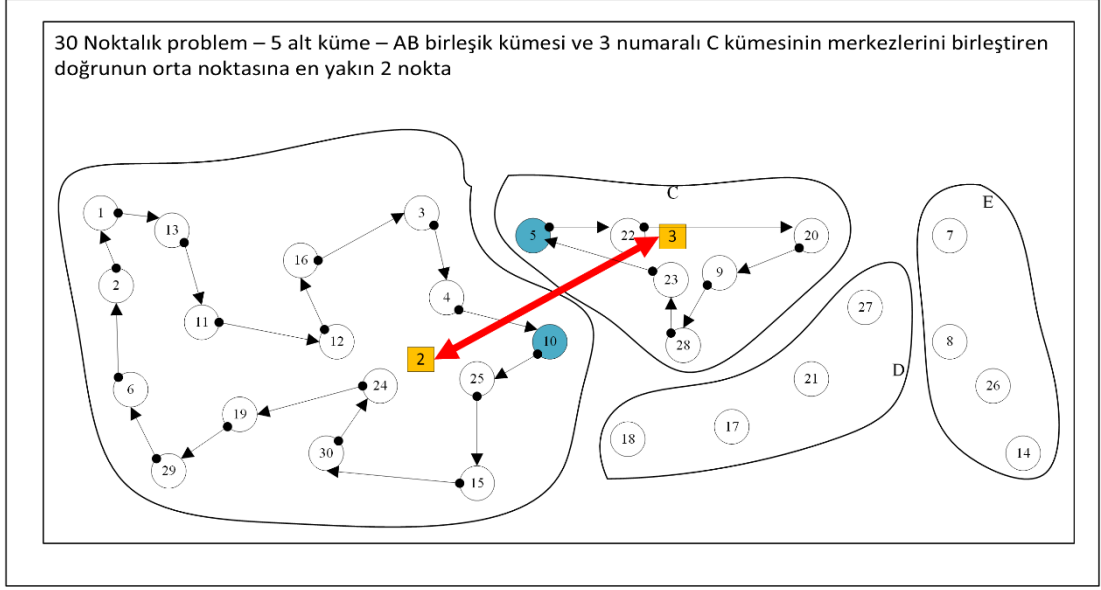
Şekil 5.11. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümeleri bağlantıları

A ve B kümelerinin kendi iç optimum rotalarının 11 ve 12 noktalarından birleştirilmesi işlemi için A kümesinin 1-13-11-19-29-6-2-1 şeklindeki optimal turu birleşim noktası 11 en sonda yer alacak şekilde 19-29-6-2-1-13-11-19 şekline getirilmektedir. GSP problemi için rotanın eleman sırası değişmediği sürece başlangıç ve bitiş noktalarının kaydırılması çözümü değiştirmemektedir. Benzer şekilde B kümesi için de 16-3-4-10-25-15-30-24-12 şeklinde elde edilmiş olduğu kabul edilen küme içi rota birleşim noktası olan 12 başa taşınacak şekilde 12-16-3-4-10-25-15-30-24 şeklinde tekrar yazılabilir. 19-29-6-2-1-13-11 – 12-16-3-4-10-25-15-30-24 şeklinde bağlanacak olan A ve B kümeleri Şekil 5.12.’de görülmektedir.

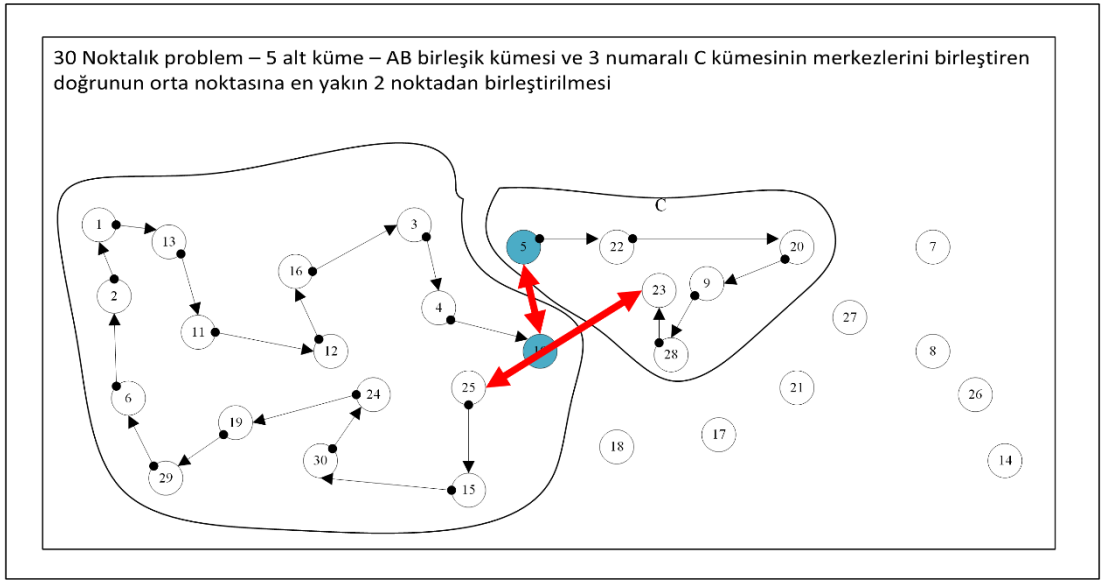


Şekil 5.12. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin A – B kümelerinin birleşimi

Küme merkezlerinin optimal bağlantı sırasında 1-2-3-5-4-1 olduğundan, sonraki adımda 1-2 bağlantısı ile elde edilmiş olan AB kümesi 3 numaralı küme merkezine sahip olan C kümesi ile birleştirilecektir. 2 ve 3 ile gösterilmiş olan küme merkezleri arasında çizilmiş olan doğru ve bu doğrunun orta noktasına her iki kümede de en yakın olan elemanlar Şekil 5.13.’te gösterildiği üzere AB kümesi için 10 ve C kümesi için 5 düğümleri olmuştur. Belirlenmiş olan bu noktalardan AB ve C kümelerinin birleştirilmesi ise Şekil 5.14.’te verilmiştir.

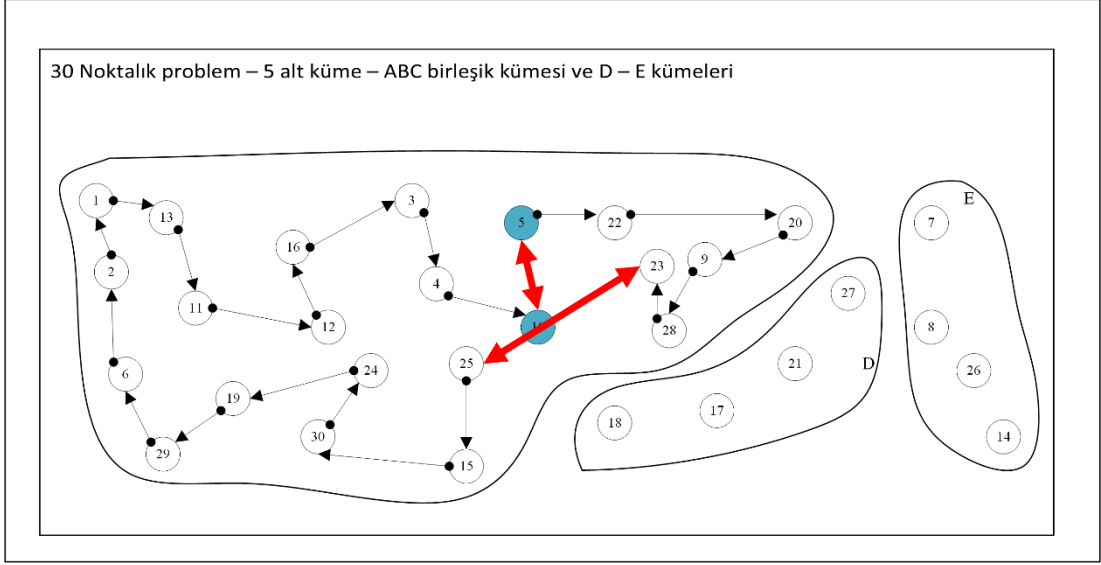


Şekil 5.13. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi



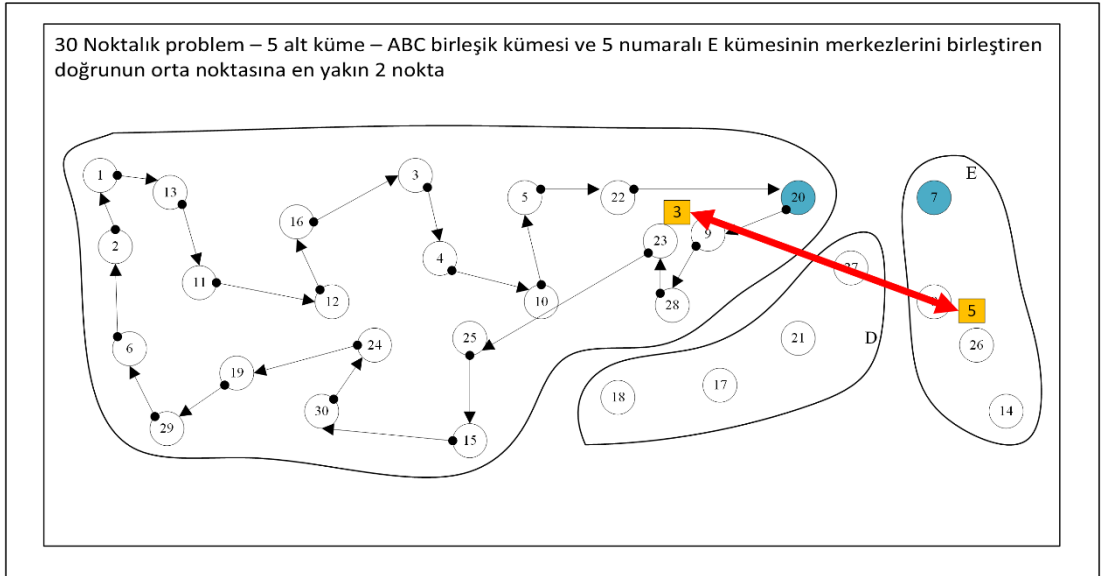
Şekil 5.14. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümeleri bağlantıları

Birleştirilmiş ABC kümesi ve bu kümeye ait rota ile sonraki adımlarda sırası ile bu birleşik kümeye eklenecek olan E ve D kümeleri Şekil 5.15.'te gösterilmektedir.



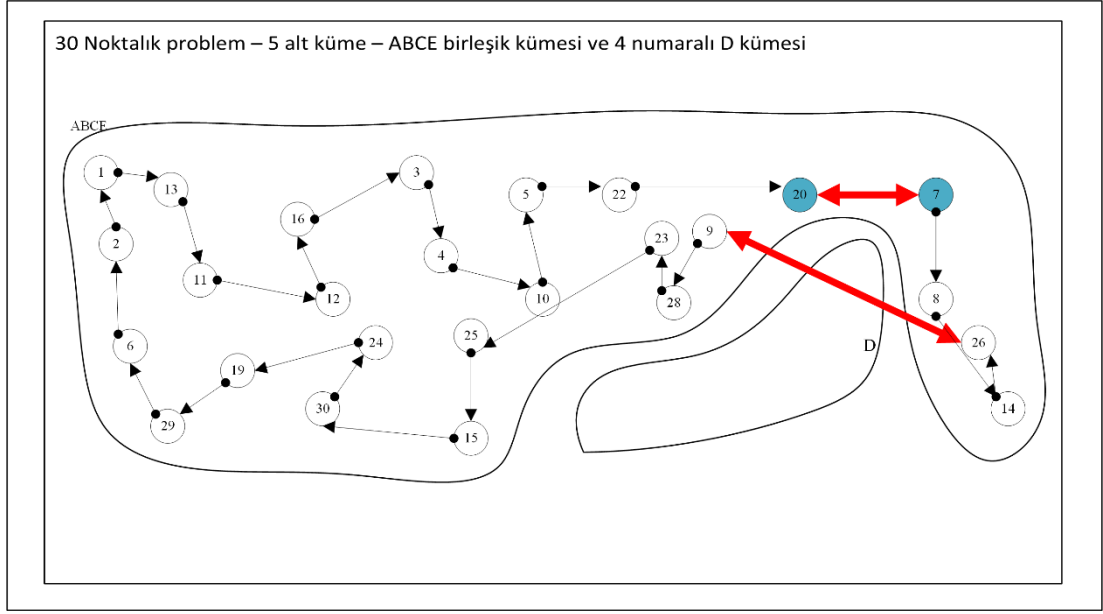
Şekil 5.15. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin AB – C kümelerinin birleşimi

ABC kümesi ile E kümesinin birleşim noktaları önceki adımlarda olduğu gibi belirlendiğinde Şekil 5.16.'da gösterildiği gibi 20 ve 7 noktaları olarak elde edilmiştir.

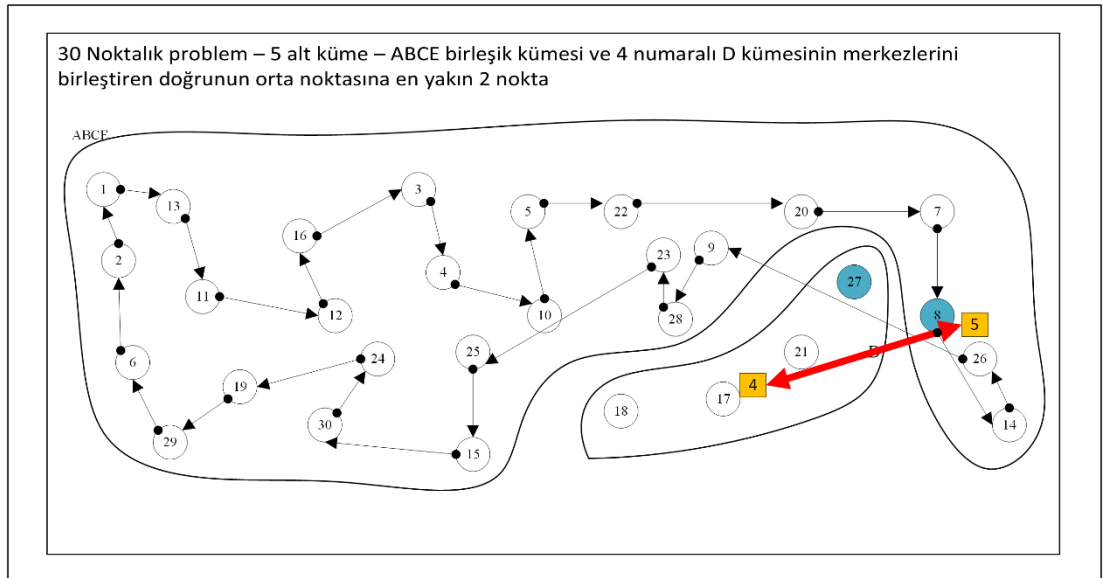


Şekil 5.16. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABC – E kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi



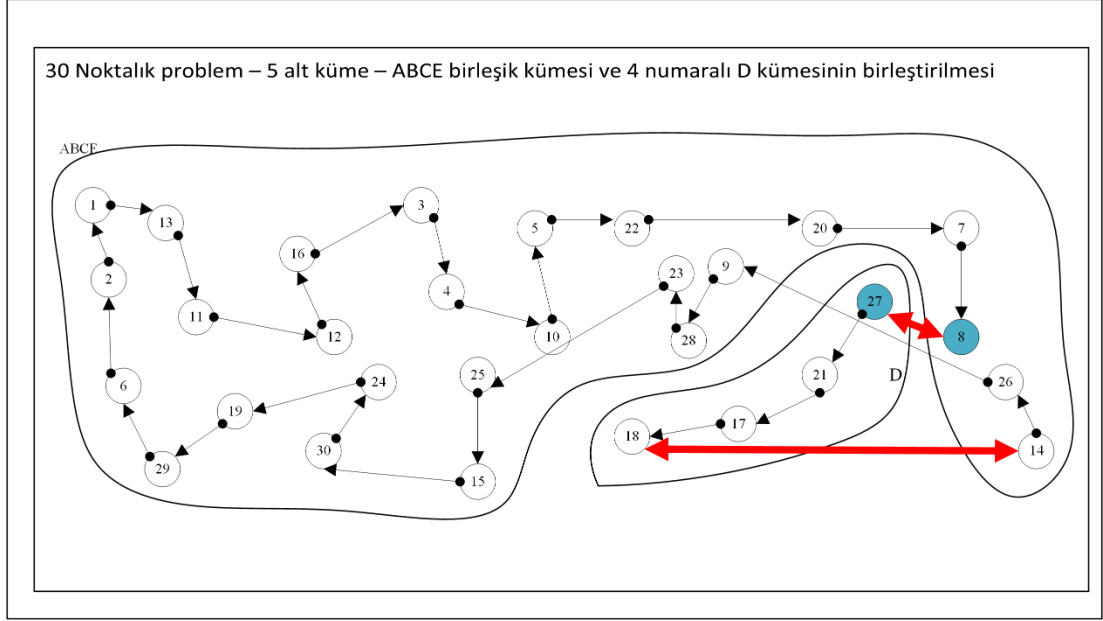


Şekil 5.17. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABC – E kümelerinin birleşimi  
Birleşik ABCE kümesi ve bu kümenin iç rotası Şekil 5.17.'de verilmiştir. 4 ve 5 numaralı küme merkezlerinin birleşim noktaları olan 27 ve 8 düğümleri Şekil 5.18.'de gösterilmiştir.



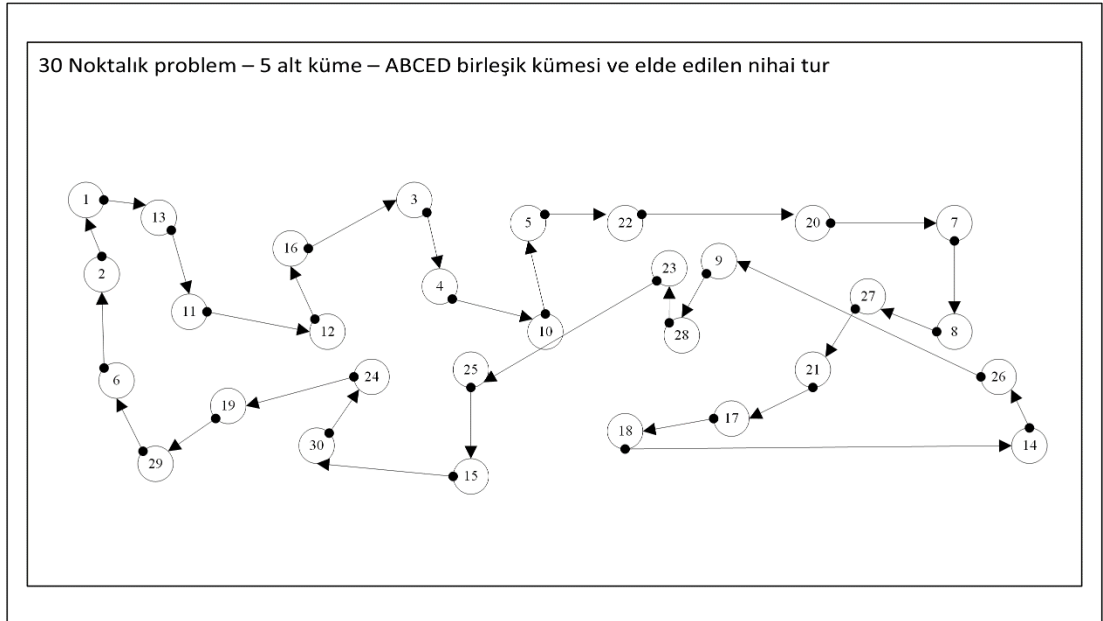
Şekil 5.18. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCE – D kümelerinin birleşim noktalarının belirlenmesi

Belirlenmiş olan 27 ve 8 düğümleri üzerinden ABCE ve D kümelerinin birleştirilmesi Şekil 5.19.'da gösterildiği şekilde olacaktır.



Şekil 5.19. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCE - D kümelerinin birleşimi

Bütün birleştirme işlemleri neticesinde elde edilmiş olan 30 noktayı da içeren birleşik tur Şekil 5.20.'de görülmektedir.



Şekil 5.20. 30 noktalı rasgele oluşturulmuş problemin ABCED kümelerinin birleşimi

### 5.2.2. FCM-PSO-M2 algoritması ve sahte kodu

BCO yöntemi ile PSO algoritmasını birlikte kullanarak PSO'nun GSP'deki başarımını arttırmaya yönelik geliştirilen ikinci varyant FCM-PSO-M2'dir.

Bu algoritma da FCM-PSO-M algoritması gibi TSPLIB veri setinden konum ve nokta bilgilerini okumaktadır. Bu veriler BCO yöntemi ile istenilen sayıda daha küçük boyutlu alt kümeye ayrılmakta, bu alt kümeler de BCO algoritması ile ikinci kez kendi içinde alt kümelere bölünmektedir. Elde edilen bu ikinci düzey alt kümelerin her biri için standart PSO algoritması optimale yakın tur değerini elde etmek üzere çalıştırılmaktadır. Optimize edilen ikinci düzey alt kümelerin hangi sıra ile birbirine bağlanacakları da küme merkezlerinin yine PSO algoritması ile en kısa tur oluşturacak şekilde sıralanması ile elde edilmektedir. Algoritma ikinci düzey alt kümelerin hangi sıra ile bağlanacağını oluşturduktan sonra, ardışık çiftler şeklinde iki alt küme merkezi arasında çizilen doğrunun orta noktasına en yakın elemanları her iki alt kümede bağlantı noktası olarak seçmektedir. Alt kümelere ilkinde seçilmiş bu bağlantı noktası oluşturulmuş optimize alt turun son elemanı oluncaya kadar tur sırası korunacak şekilde elemanlar dögüsel olarak ötelenmektedir. Birleştirilecek ikinci alt kümede ise bağlantı noktası olarak belirlenen nokta optimize edilmiş alt turun ilk elemanı olacak şekilde tur elemanları dögüsel olarak ötelenmektedir. Birbirine bağlanacak olan alt turlar birinci alt turun son elemanından sonra ikinci alt turun ilk elemanı başlayacak şekilde ikinci alt tur eklenerek birleştirilmektedir. Bu şekildeki birleştirmeler bu yapıya sonraki alt turlar da sırası ile eklenerek tamamlanmakta ve birinci düzey alt kümelere ait PSO ile elde edilmiş iç rotalar oluşturulmaktadır. Birinci düzey kümelerin bağlantı sırası da PSO algoritması ile optimize edilmekte ve sonrasında bu sıraya göre kümeler birleştirilerek problemin bütününe ait bir çözümü temsil eden sonuç elde edilmektedir.

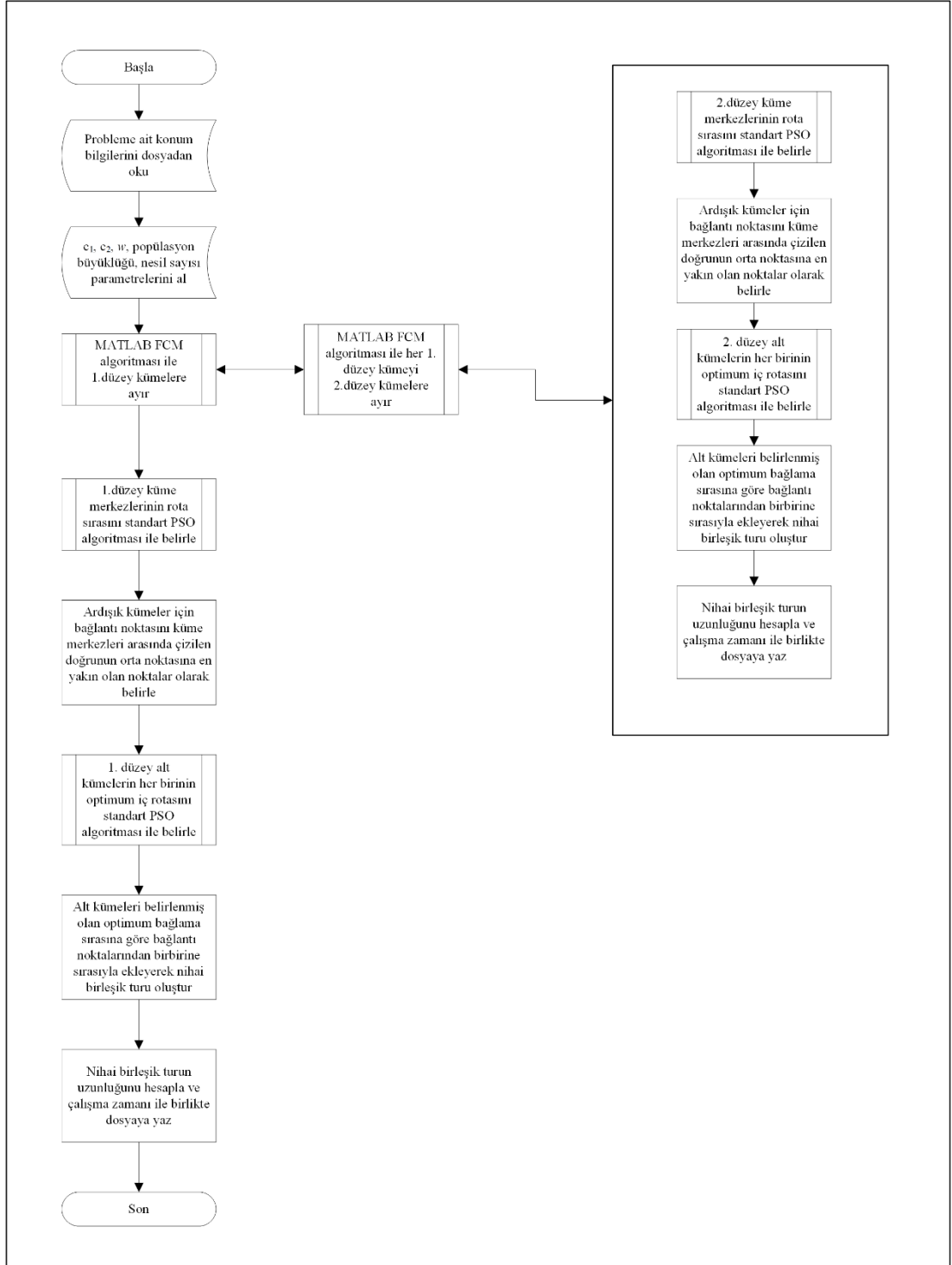
Yukarıda sözel olarak ifade edilmiş olan FCM-PSO-M2 algoritmasına ait detaylı sahte kod Tablo 5.5.'te verilmiştir. Aynı algoritmanın akış diyagramı ise Şekil 5.21.'de gösterildiği gibi MATLAB programında kodlanmıştır.

Tablo 5.5. PSO-FCM-M2 algoritması sahte kodu

<p>1. Çözülecek olan probleme ait şehirlerin konumlarını metin dosyasından oku.</p> <p>2. <math>c_1</math>, <math>c_2</math>, <math>w</math> popülasyon büyüklüğü, nesil sayısı, 1. ve 2. düzey alt küme sayısı parametrelerini ata.</p> <p>3. BCO algoritması ile istenilen 1. düzey alt küme sayısında kümeleme gerçekleştir.</p> <p>4. 1. düzey alt kümelerin her birini 2. düzey alt küme sayısında yeni kümelere böl.</p> <p>5. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu 2. düzey alt küme merkezlerini bağlayan rotanın optimize edilmesidir.</p> <p>PSO alt fonksiyonu</p> <p>5.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için</p> <p>5.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</p> <p>5.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</p> <p>5.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>5.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</p> <p>5.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</p> <p>5.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</p> <p>5.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla</p> <p>5.2.1 Rassal sayıları oluştur.</p> <p>5.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</p> <p>5.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>5.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>5.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>5.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 5.2 adımına geri dön.</p> <p>6. Küme merkezlerini optimal bağlama sırasını kaydet ve 2. alt düzeydeki ardışık kümeler için bağlantı noktasını küme merkezleri arasında çizilen doğrunun orta noktasına en yakın olan noktalar olarak seçerek belirle.</p> <p>7. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu her bir 2. alt düzey kümenin iç rotasının optimize edilmesidir.</p> <p>PSO alt fonksiyonu</p> <p>7.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için</p> <p>7.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</p> <p>7.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</p> <p>7.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>7.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</p> <p>7.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</p> <p>7.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</p> <p>7.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla</p> <p>7.2.1 Rassal sayıları oluştur.</p> <p>7.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</p> <p>7.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p>
--

Tablo 5.5.(Devam) PSO-FCM-M2 algoritması sahte kodu

<p>7.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>7.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>7.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 7.2 adımına geri dön.</p>
<p>8. 2. alt düzey kümelerin küme içi optimum turlarını 5. adımda elde edilen kümelerin bağlama sırasına uygun şekilde sıra ile bağlantı noktalarından birbirine ekleyerek yukarıdaki tabloda gösterildiği gibi nihai turu oluşturarak 1. alt düzey kümelerin optimize edilmiş iç turlarını oluştur.</p>
<p>9. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu 1. düzey alt küme merkezlerini bağlayan rotanın optimize edilmesidir.</p> <p>PSO alt fonksiyonu</p> <p>9.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için</p> <p>9.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</p> <p>9.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</p> <p>9.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>9.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</p> <p>9.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</p> <p>9.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</p> <p>9.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla</p> <p>9.2.1 Rassal sayıları oluştur.</p> <p>9.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</p> <p>9.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</p> <p>9.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>9.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>9.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 9.2 adımına geri dön.</p>
<p>10. Küme merkezlerini optimal bağlama sırasını kaydet ve 1. alt düzeydeki ardışık kümeler için bağlantı noktasını küme merkezleri arasında çizilen doğrunun orta noktasına en yakın olan noktalar olarak seçerek belirle.</p>
<p>11. 1. düzey alt kümelerin küme içi optimum turlarını 10. adımda elde edilen kümelerin bağlama sırasına uygun şekilde sıra ile bağlantı noktalarından birbirine ekleyerek yukarıdaki alt tur birleştirme tablosunda gösterildiği gibi nihai turu oluştur.</p>
<p>12. Nihai turun toplam uzunluğunu hesapla ve dur.</p>



Şekil 5.21. Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-M2 algoritması akış diyagramı

Tablo 5.5.'te sahte kodu ve Şekil 5.21.'de akış diyagramı verilmiş olan FCM-PSO-M2 algoritmasının başarımının FCM-PSO-M algoritması ile benzer olması beklenmektedir. Bununla birlikte büyük boyutlu gezgin satıcı problemlerinde tek düzeyli yaklaşımda problemi PSO ile hızlı bir şekilde çözmek için uygun alt problemler şekline getirmek için gerekli olan küme sayısının aşırı düzeyde artırılması

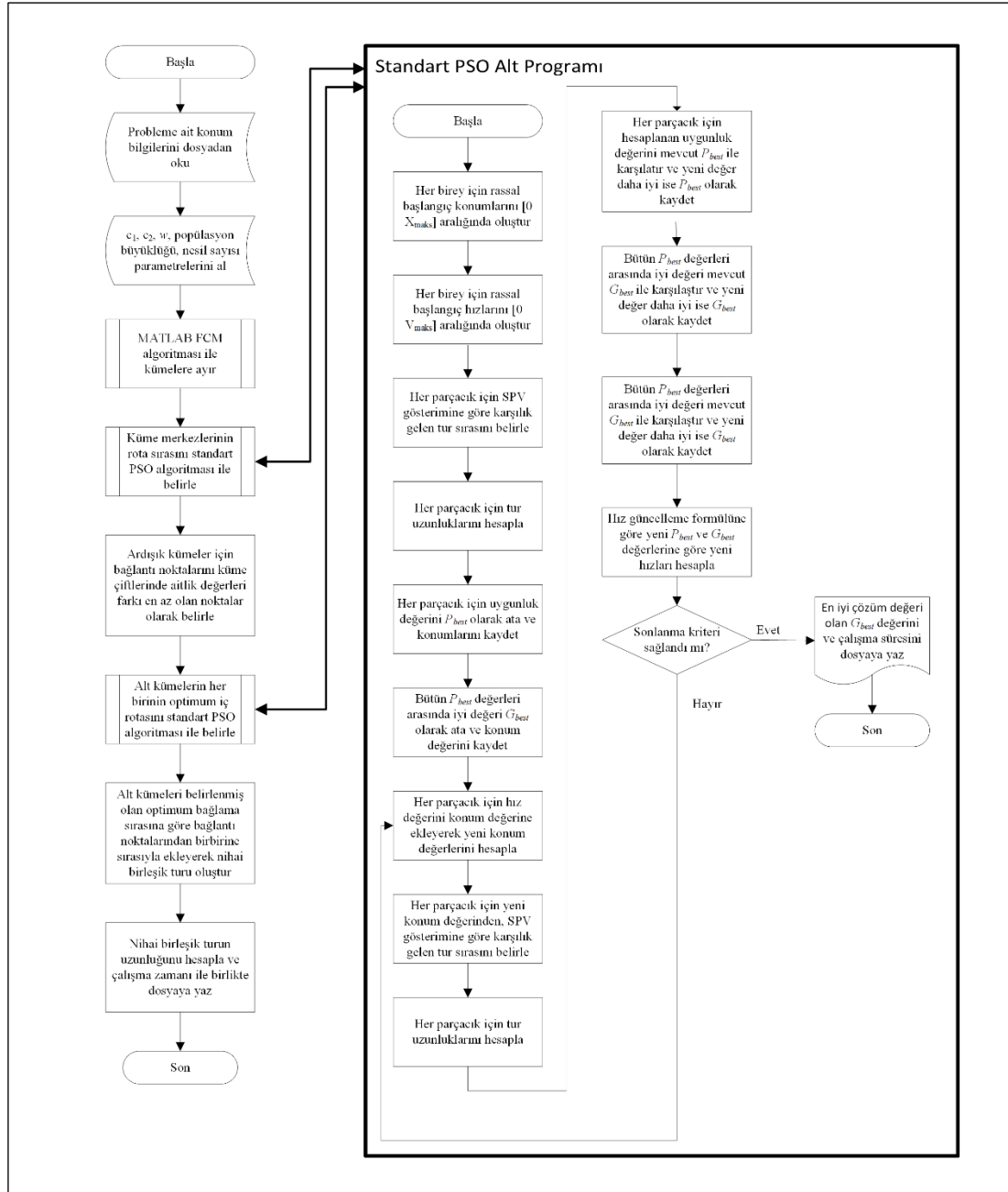
çözüm üzerinde olumsuz etki yaratabilecektir. Bu noktada kümeleri tek düzeyde çok sayıda alt kümeyle bölen yaklaşım yerine iki aşamalı kümeleme yapan FCM-PSO-M2 yönteminin daha uygun sonuç vereceği öngörülmektedir.

### **5.2.3. FCM-PSO-U algoritması ve sahte kodu**

BCO yöntemi ile PSO algoritmasını birlikte kullanarak PSO'nun GSP'deki başarımını arttırmaya yönelik geliştirilen üçüncü ve son varyant sahte kodu Tablo 5. 6.'da ve akış diyagramı Şekil 5.22'de verilmiş olan FCM-PSO-U'dur. Bu algoritma TSPLIB veri setinden konum ve nokta bilgilerini okumaktadır. Bu veriler BCO yöntemi ile istenilen sayıda daha küçük boyutlu alt kümeyle ayırmaktadır. Elde edilen bu alt kümelerin her biri için standart PSO algoritması optikale yakın tur değerini elde etmek üzere çalıştırılmaktadır. Optimize edilen bu alt kümelerin hangi sıra ile birbirine bağlanacakları da küme merkezlerinin yine PSO algoritması ile en kısa tur oluşturacak şekilde sıralanması ile elde edilmektedir. Algoritma alt kümelerin hangi sıra ile bağlanacağını oluşturduktan sonra kümeler ardışık çiftler şeklinde ele alarak, BCO algoritması ile elde edilmiş olan bütün noktaların aitlik değerleri listelenmektedir. Birbirine bağlanmak üzere seçilmiş bu iki kümenin elemanlarının bağlanılacak kümelere aitlik değerlerinin farkı alınarak bu farkın en küçük olduğu noktalar alt kümelerin bağlantı noktası olarak seçilmektedir. Alt kümelerden ilkinde bu bağlantı noktası oluşturulmuş optimize alt turun son elemanı oluncaya kadar tur sırası korunacak şekilde elemanlar döngüsel olarak ötelenmektedir. Birleştirilecek ikinci alt kümede ise bağlantı noktası olarak belirlenen nokta optimize edilmiş alt turun ilk elemanı olacak şekilde tur elemanları döngüsel olarak ötelenmektedir. Birbirine bağlanacak olan alt turlar birinci alt turun son elemanından sonra ikinci alt turun ilk elemanından başlayarak ikinci alt tur eklenerek birleştirilmektedir. Birbirine bağlanacak olan alt turlar birinci alt turun son elemanından sonra ikinci alt turun ilk elemanı başlayacak şekilde ikinci alt tur eklenerek birleştirilmektedir. Bu şekildeki birleştirmeler bu yapıya sonraki alt turlar da sırası ile eklenerek tamamlanmakta ve bir çözümü temsil eden sonuç elde edilmektedir.

Bu algoritmada bir alt kümedeki elemanın 1. alt kümeyle aitlik değerleri ile 2. alt kümeyle aitlik değerlerinin birbirine yakın olması o elemanın bu iki alt kümenin merkezine de eşit uzaklıkta sayıldığını dolayısıyla kümeler arası geçiş sınırında yer

aldığını ve iki kümeyi birbirine bağlamak için uygun bir adaya nokta olduğunu göstermektedir.



Şekil 5.22. Matlab ile kodlanmış olan PSO-FCM-U algoritması akış diyagramı

Bu çalışma ile ilgili yapılan literatür taramasında küme aidiyet değerlerinin de kullanıldığı BCO yöntemi ve PSO algoritmasının TSP problemleri üzerinde uygulanmasına yönelik bir çalışmaya rastlanmamıştır. Geliştirilen FCM-PSO-U varyantı BCO kümelemesi ile elde edilmiş küme aidiyet değerlerinin kullanıldığı orijinal bir çalışma olarak sunulmaktadır



Tablo 5.6. PSO-FCM-U algoritması sahte kodu

<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Çözülecek olan probleme ait şehirlerin konumlarını metin dosyasından oku.</li> <li>2. <math>c_1</math>, <math>c_2</math>, <math>w</math>, popülasyon büyüklüğü, nesil sayısı, alt küme sayısı parametrelerini ata.</li> <li>3. BCO algoritması ile istenilen alt küme sayısında kümeleme gerçekleştir.</li> <li>4. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu küme merkezlerini bağlayan rotanın optimize edilmesidir. PSO alt fonksiyonu <ol style="list-style-type: none"> <li>4.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için <ol style="list-style-type: none"> <li>4.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</li> <li>4.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</li> <li>4.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</li> <li>4.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</li> <li>4.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</li> <li>4.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</li> </ol> </li> <li>4.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla <ol style="list-style-type: none"> <li>4.2.1 Rassal sayıları oluştur.</li> <li>4.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</li> <li>4.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</li> <li>4.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</li> <li>4.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>G_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</li> <li>4.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 4.2 adımına geri dön.</li> </ol> </li> </ol> </li> <li>5. Küme merkezlerini optimal bağlama sırasını kaydet ve ardışık kümeler için bağlantı noktasını her küme için ardışık kümelere aitlik değerleri farkı en küçük olan noktalar olarak seçerek belirle.</li> <li>6. PSO alt fonksiyonunu standart parametreler ile başlat. Amaç fonksiyonu her bir kümenin iç rotasının optimize edilmesidir. PSO alt fonksiyonu <ol style="list-style-type: none"> <li>6.1 Başlangıç: Popülasyondaki her bir <math>i</math> parçacığı için <ol style="list-style-type: none"> <li>6.1.1 Rasgele başlangıç konumlarını oluştur.</li> <li>6.1.2 Rasgele başlangıç hızlarını oluştur.</li> <li>6.1.3 Amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</li> <li>6.1.4 <math>P_{best}</math> değerlerini ata.</li> <li>6.1.5 En iyi <math>P_{best}</math> değerini <math>G_{best}</math> değeri olarak ata.</li> <li>6.1.6 Konum değerini hız değeri ile güncelle.</li> </ol> </li> <li>6.2 Durma kriteri gerçekleşene kadar aşağıdaki adımları tekrarla <ol style="list-style-type: none"> <li>6.2.1 Rassal sayıları oluştur.</li> <li>6.2.2 Hızları ve konumları <math>v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(P_{bestij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2(G_{bestj}^t - x_{ij}^t)</math> ve <math>x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t</math> formülleri ile güncelle.</li> <li>6.2.3 Her bir parçacık için amaç fonksiyonu değerlerini değerlendir.</li> </ol> </li> </ol> </li> </ol>
---

Tablo 5.6.(Devam) PSO-FCM-U algoritması sahte kodu

<p>6.2.4 Her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerini bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise <math>P_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>6.2.5 Bu adımdaki her bir parçacığın <math>P_{best}</math> değerlerinin en iyisini <math>P_{best}</math> değeri ile karşılaştır. Bu adımdaki en iyi <math>P_{best}</math> değeri <math>G_{best}</math> değerinden iyi ise <math>G_{best}</math> değerini güncelle.</p> <p>6.2.6 Eğer durma kriteri gerçekleşti ise <math>G_{best}</math> ve ilgili konum değerlerini ver. Aksi halde 4.2 adımına geri dön.</p> <p>7. Alt kümelerin küme içi optimum turlarını 5. adımda elde edilen kümelerin bağlama sırasına uygun şekilde sıra ile bağlantı noktalarından birbirine ekleyerek alt tur birleştirme tablosunda gösterildiği gibi nihai turu oluştur.</p> <p>8. Nihai turun toplam uzunluğunu hesapla ve dur.</p>
--

Yapılan literatür taraması esnasında karşılaşılmamış olan, iki aşamalı BCO kümeleme kullanan FCM-PSO-M2 ve bulanık küme aidiyetlerini kümelerin birleştirilme noktalarını belirlemek amacı ile kullanan FCM-PSO-U varyantları ve genel olarak bulanık kümeleme sonrasında elde edilen kümelerin birleştirilme sıralarını belirlemek için de PSO kullanımı ile literatürdeki örneklerinden ayrılan bu üç varyantın uygulanması ve elde edilen sonuçların yorumlanmasına sonraki bölümde yer verilmiştir.

## 6. FCM-PSO ALGORİTMASININ UYGULANMASI VE SONUÇLARIN ANALİZİ

Bu çalışma kapsamında büyük ölçekli GSP üzerinde PSO algoritmasının performansını ve çözüm yeteneğini arttırmak üzere önerilmiş olan üç yöntem, seçilmiş olan farklı büyüklükteki problemler üzerinde 30'ar kez aynı PSO parametreleri ile çalıştırılarak çözüm değerleri ve çözüm zamanları ölçülmüştür. Çalışmanın öncelikli amacı standart PSO algoritmasının performansının artırılmasına yönelik olduğu için bu amaçla standart PSO algoritması MATLAB programında önceki bölümde verilmiş olan akış diyagramı ve sahte koda uygun olarak kodlanmıştır. Önerilen geliştirilmiş algoritmalar da eşit ve adil bir karşılaştırma için PSO ile işlem yaptıkları noktalarda yazılmış olan standart PSO kodu tamamen aynı parametreler ile kullanılmaktadır. Bu şekilde kurulan yapı ile ilgili problemler üzerinde yapılan deneylerin yalnızca önerilen geliştirmelerin performansını göstermesi amaçlanmıştır.

Çalışma kapsamında bütün kodlar MATLAB üzerinde yazılmıştır ve BCO kümeleme için MATLAB 2013b dahili BCO komutu standart parametreler ile kullanılmıştır. Ek-A'da Linhp318 problemi için MATLAB ile kümeleme örnekleri verilmiştir. Standart PSO için kısmi MATLAB kodu Ek-B'de verilmiştir. Deney düzeninde bütün PSO parametreleri bütün algoritmalarda aynı tutulmuştur. Popülasyon büyüklüğü 80,  $c_1$  ve  $c_2$  değişkenlerinin değerleri 2,  $V_{maks}$  arama uzayının %5'i olarak atanmıştır.

Lineer olarak azalan atalet ağırlığı ise  $w_{maks} = 1$  olarak başlamakta ve  $w_{min} = 0,1$  değerine kadar nesil sayısına bağlı olarak doğrusal şekilde azalmaktadır. Bütün PSO algoritmalarının durma kriteri olarak 1500 nesil belirlenmiştir. BCO kümeleme amacı ile daha önce de bahsedildiği üzere MATLAB programının standart BCO işlevi küme sayısı 2 – 40 aralığında değiştirilerek kullanılmıştır.

Bütün deney çalışmaları 12 GB hafızalı Core i7 – 2630QM (2GHZ) işlemcili bir laptop üzerinde yapılmış ve elde edilen sonuçlar üzerinden karşılaştırmalar gerçekleştirilmiştir.

Elde edilmiş olan deney sonuçları SPSS istatistiksel analiz programında değerlendirilerek her bir problem için ayrı analizler yapılmıştır. Ele alınan problemler için karşılaştırma yapılacak gruplar standart PSO, FCM-PSO-M, FCM-PSO-M2 ve FCM-PSO-U algoritmaları olmuştur. Grupların ortalamaları arasında fark olup olmadığının belirlenmesinde grup sayısının ikiden fazla olması durumunda ANOVA (Analysis of Variance, varyans analizi) kullanılan istatistik yöntemlerden biridir. Ancak varyans analizi grupların ortalamaları arasında fark olup olmadığını test ederken bu farkın hangi grup veya gruplardan kaynaklandığı üzerine bilgi sağlamamaktadır. Varyans analizi sonucunda grupların ortalamaları arasında fark olduğu sonucu ortaya çıktığında, bu farkın hangi gruptan kaynaklı olduğunu tesbit eden istatistik “post-hoc” olarak bilinmektedir.

Gruplar içerisinde farklılık yaratan grup ya da grupları tespit etmek üzere bir çok post-hoc istatistiği bulunmakla birlikte bunların hangisinin kullanılacağı seçiminde gruplar arası varyansın eşit olup olmama özelliği önem taşımaktadır. Kayri'nin 2009 tarihli çalışmasında sunulan varyansların eşit olması ve eşit olmaması durumları için kullanılacak test istatistikleri incelenmiş ve varyansların eşit olması durumunda probleme uygun olarak kullanılacak test istatistiği Tukey HSD, varyansların eşit olmaması durumunda kullanılacak test istatistiği ise Tamhane T2 olarak belirlenmiştir [100].

Bütün problemler için varyantların çözüm kaliteleri/başarılarının ortalamalarının birbirinden farklı olup olmadığını ölçmeye yönelik aşağıdaki hipotez kurulmuştur;

$H_0$  = Varyantların ortalama çözüm değerleri ortalamaları eşittir.

$H_a$  = Varyantların ortalama çözüm değerleri ortalamaları eşit değildir.

ANOVA testi sonuç tablosunda ilgili serbestlik derecesinde (df: degree of freedom), F-testi değeri F'ye karşılık gelen Sig. (significance: anlamlılık) değeri 0,05'ten küçük ise  $H_0$  hipotezini kabul edemeyiz. Bu durumda varyantların en az bir tanesinin çözüm değerleri ortalamasının diğerlerinden farklı olduğunu %95 güven ile söyleyebiliriz.

Benzer şekilde bütün problemler için varyantların çözüm sürelerinin ortalamalarının birbirinden farklı olup olmadığını ölçmeye yönelik aşağıdaki hipotez kurulmuştur;

$H_0$  = Varyantların ortalama çözüm süreleri ortalamaları eşittir.

$H_a$  = Varyantların ortalama çözüm süreleri ortalamaları eşit değildir.

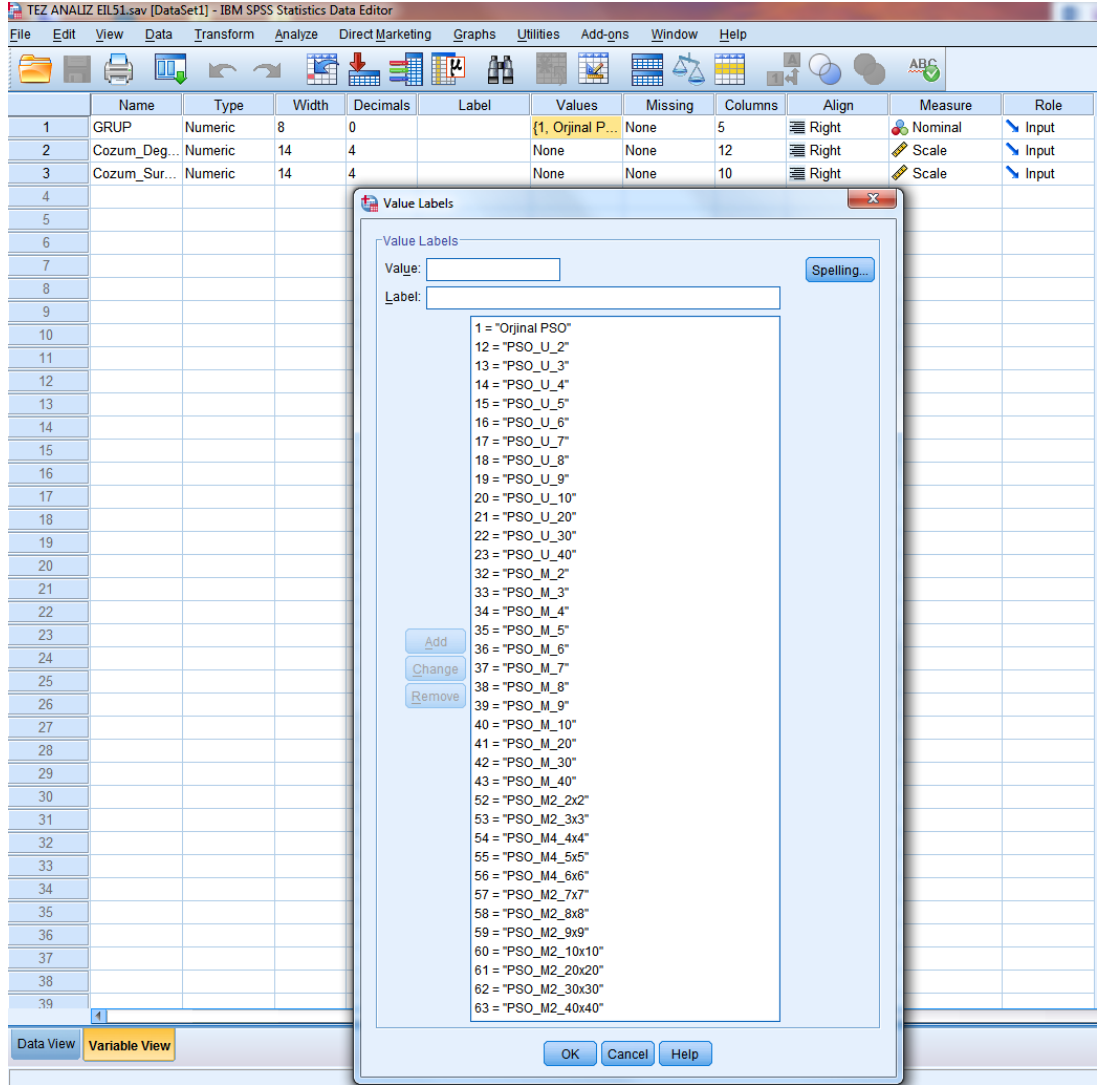
ANOVA testi sonuç tablosunda ilgili serbestlik derecesinde, F-testi değeri F'ye karşılık gelen Sig. değeri 0,05'ten küçük ise  $H_0$  hipotezini kabul edemeyiz. Bu durumda varyantların en az bir tanesinin çözüm süresi ortalamasının diğerlerinden farklı olduğunu %95 güven ile söyleyebiliriz.

Veriler SPSS programına Şekil 6.1.'de gösterildiği üzere grup, algoritmanın çözüm değeri ve algoritmanın çözüm süresi şeklinde üç değişken ile girilmiştir. ANOVA testi için grupların tanımlanması işlemi Şekil 6.2.'de görüldüğü gibi grup değişeni üzerinden yapılmıştır.

Analizin ilk aşaması için her problem için ayrı ayrı SPSS ANOVA testi çalıştırılarak varyansların homojenliğine Levene istatistiği ile bakılmıştır. ANOVA testinde gruplar arası farklılık olduğu sonucu elde edilirse Tukey ve Tamhane testlerinden hangisinin kullanılması gerektiğine Levene test istatistiği sonucuna göre karar verilmiştir. Post-hoc istatistikleri ikili karşılaştırmalar çiftlerinin hepsini sunduğu tekrarlardan kaçınmak adına çalışma kapsamında orijinal PSO algoritmasının diğer algoritma varyantları ile karşılaştırılmasına yönelik olan tablolar ve o problem için en iyi sonucu elde etmiş olan varyantların diğer varyantlar ile karşılaştırıldığı tablolar sunulmuştur.

	GRUP	Cozum_Degeri	Cozum_Suresi	var	var	var	var	var
1	1	743,5393	9,6724					
2	1	652,9343	9,9304					
3	1	842,6149	9,9545					
4	1	711,8062	10,0266					
5	1	857,2447	9,9117					
6	1	806,1615	10,2394					
7	1	755,0264	9,9304					
8	1	703,2678	9,8889					
9	1	859,5533	10,0359					
10	1	782,4209	9,9355					
11	1	775,1979	9,8904					
12	1	764,3716	10,0090					
13	1	678,7959	9,9497					
14	1	870,7182	9,9579					
15	1	852,2037	10,0557					
16	1	913,3093	10,2312					
17	1	713,6237	9,8925					
18	1	735,7559	9,9156					
19	1	795,5173	10,1545					
20	1	699,6377	9,8846					
21	1	774,7734	9,9720					
22	1	740,8887	9,9012					
23	1	745,2780	9,8813					
24	1	661,8810	10,1599					
25	1	834,3733	10,3274					

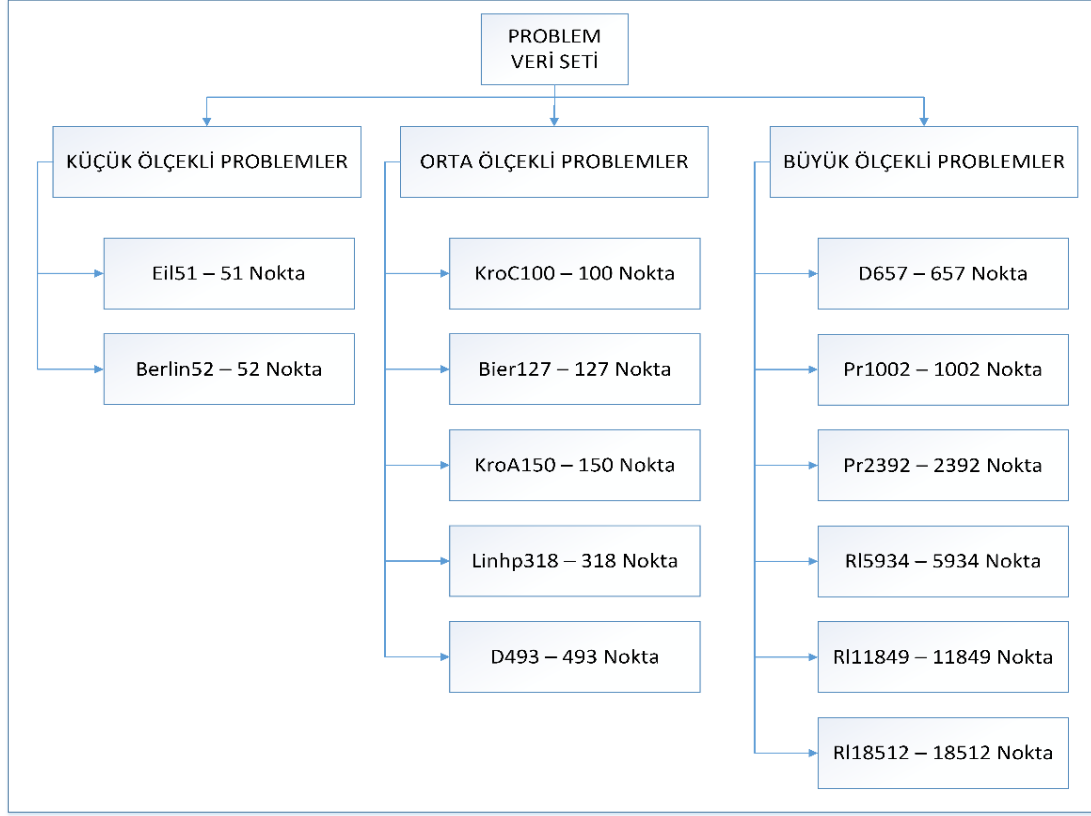
Şekil 6.1. SPSS programına analiz verilerinin girilmesi



Şekil 6.2. SPSS programında analiz grupları

## 6.1. Problem Veri Seti

Çalışma kapsamında kullanılan veri seti TSPLIB verilerinden alınmıştır. TSPLIB veri setinde yer alan veriler 100 noktaya kadar olanlar küçük ölçekli, 100 – 500 nokta arasındaki problemler orta ölçekli ve 500 noktadan fazla olan problemler büyük ölçekli problemler olarak ayrılmış ve bu problemlerden hesaplamalarda dönüşüm yapma gereksinimi olmayan x ve y koordinatları gösterimine sahip EUC 2D formatında olan problemler seçilmiştir ve bu problemler sınıflarına göre Şekil 6.3.'te gösterilmiştir.



Şekil 6.3. Problem veri seti

## 6.2. Küçük Ölçekli Problemler

1 – 99 nokta içeren problemler arasından seçilmiş Eil51 ve Berlin52 problemleri ve çözüm değerleri aşağıda sunulmuştur.

### 6.2.1. Eil51 problemi

51 düğüme sahip Eil51 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30’ar deneyin sonuçları Tablo 6.1.’de verilmiştir. Tablo 6.1.’den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 652,93 ve maksimum 913,31 değerleri arasında ortalaması 770,81 ve standart sapması 66,10 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 746,12 ve üst sınırı 795,49 olarak hesaplanmıştır. Geliştirilen FCM-PSO-U varyantı 2 alt kümeye bölme seçeneğinde minimum 610,39 ve maksimum 772,50 sonuç değerlerine ulaşmış ve 30 deney için ortalama 695,38 çözüm değerini sağlamıştır. FCM-PSO-M varyantı ise 2 alt kümeye bölme seçeneğinde minimum 577,06 ve maksimum 720,49 değerleri arasında sonuçlara ulaşmış ve 30 deneyin ortalaması 652,90, standart sapması 37,06 olmuştur.

Tablo 6.2.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M\_6 varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 509,24 ve standart sapması 21,37 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 479,99 değeri de yine bu varyant ile elde edilmiştir.

Tablo 6.1. Eil51 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	770,81	66,10	12,07	746,12	795,49	652,93	913,31
PSO_U_2	30	695,38	49,10	8,97	677,05	713,72	610,39	772,50
PSO_U_3	30	571,91	28,76	5,25	561,18	582,65	519,74	624,18
PSO_U_4	30	550,47	21,38	3,90	542,48	558,45	504,72	594,57
PSO_U_5	30	575,25	45,53	8,31	558,25	592,25	515,43	648,64
PSO_U_6	30	576,24	21,05	3,84	568,38	584,10	541,67	619,83
PSO_U_7	30	595,51	29,76	5,43	584,40	606,63	548,40	665,06
PSO_U_8	30	637,51	27,01	4,93	627,42	647,59	559,77	692,72
PSO_U_9	30	623,72	22,12	4,04	615,46	631,98	574,56	661,34
PSO_U_10	30	641,43	26,60	4,86	631,50	651,37	592,21	700,28
PSO_U_20	30	763,71	58,06	10,60	742,03	785,39	623,10	905,55
PSO_M_2	30	652,90	37,06	6,77	639,06	666,74	577,06	720,49
PSO_M_3	30	568,15	34,77	6,35	555,17	581,13	511,98	636,15
PSO_M_4	30	542,73	22,74	4,15	534,24	551,23	508,30	607,89
PSO_M_5	30	532,86	26,39	4,82	523,01	542,72	482,64	588,97
PSO_M_6	30	509,24	21,37	3,90	501,26	517,23	479,99	552,04
PSO_M_7	30	542,19	23,44	4,28	533,44	550,95	489,39	595,83
PSO_M_8	30	570,06	18,79	3,43	563,04	577,07	533,55	606,88
PSO_M_9	30	570,81	21,43	3,91	562,81	578,81	535,92	626,00
PSO_M_10	30	589,86	18,77	3,43	582,85	596,87	546,36	625,92
PSO_M_20	30	709,64	56,79	10,37	688,43	730,84	533,82	804,41
PSO_M_30	30	773,65	57,41	10,48	752,21	795,08	630,73	927,33
PSO_M_40	30	826,92	81,40	14,86	796,52	857,31	663,09	974,54
PSO_M2_2x2	30	537,01	21,22	3,87	529,09	544,93	490,39	581,68
PSO_M2_3x3	30	594,37	20,65	3,77	586,66	602,08	545,19	632,36
PSO_M2_4x4	30	629,92	26,59	4,86	619,99	639,85	560,01	664,88
Toplam	780	621,24	92,31	3,31	614,75	627,73	479,99	974,54

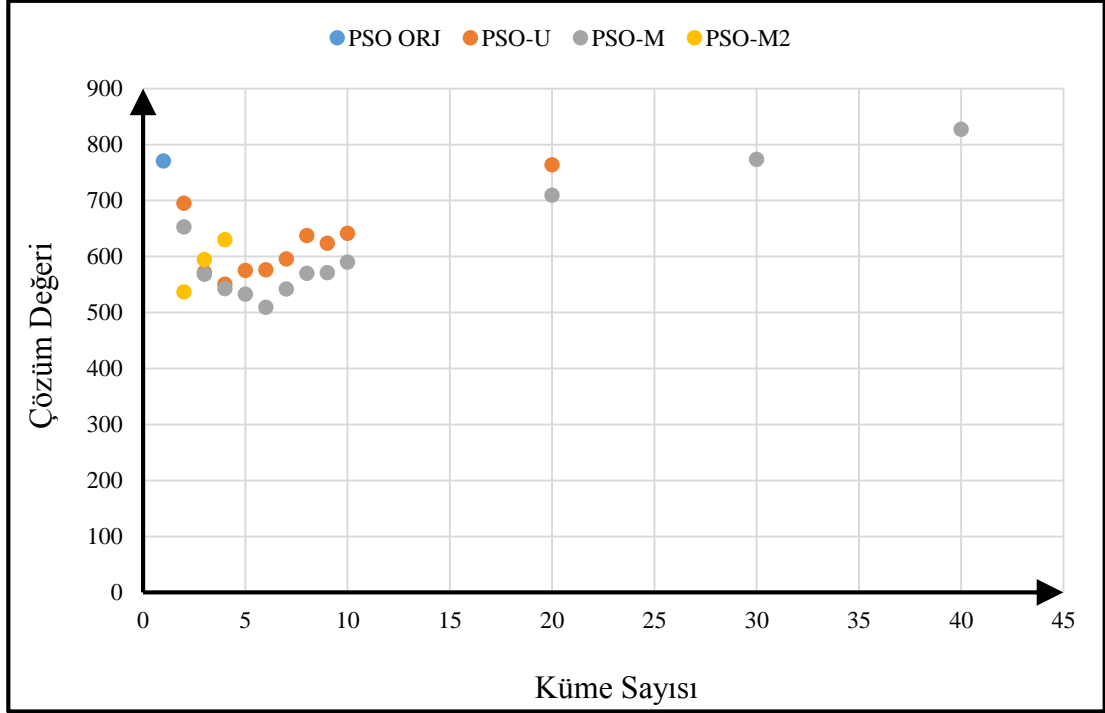


Tablo 6.2. Eil51 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_6	30	509,24	21,37	3,90	501,26	517,23	479,99	552,04
PSO_M_5	30	532,86	26,39	4,82	523,01	542,72	482,64	588,97
PSO_M2_2x2	30	537,01	21,22	3,87	529,09	544,93	490,39	581,68
PSO_M_7	30	542,19	23,44	4,28	533,44	550,95	489,39	595,83
PSO_M_4	30	542,73	22,74	4,15	534,24	551,23	508,30	607,89
PSO_U_4	30	550,47	21,38	3,90	542,48	558,45	504,72	594,57
PSO_M_3	30	568,15	34,77	6,35	555,17	581,13	511,98	636,15
PSO_M_8	30	570,06	18,79	3,43	563,04	577,07	533,55	606,88
PSO_M_9	30	570,81	21,43	3,91	562,81	578,81	535,92	626,00
PSO_U_3	30	571,91	28,76	5,25	561,18	582,65	519,74	624,18
PSO_U_5	30	575,25	45,53	8,31	558,25	592,25	515,43	648,64
PSO_U_6	30	576,24	21,05	3,84	568,38	584,10	541,67	619,83
PSO_M_10	30	589,86	18,77	3,43	582,85	596,87	546,36	625,92
PSO_M2_3x3	30	594,37	20,65	3,77	586,66	602,08	545,19	632,36
PSO_U_7	30	595,51	29,76	5,43	584,40	606,63	548,40	665,06
PSO_U_9	30	623,72	22,12	4,04	615,46	631,98	574,56	661,34
PSO_M2_4x4	30	629,92	26,59	4,86	619,99	639,85	560,01	664,88
PSO_U_8	30	637,51	27,01	4,93	627,42	647,59	559,77	692,72
PSO_U_10	30	641,43	26,60	4,86	631,50	651,37	592,21	700,28
PSO_M_2	30	652,90	37,06	6,77	639,06	666,74	577,06	720,49
PSO_U_2	30	695,38	49,10	8,97	677,05	713,72	610,39	772,50
PSO_M_20	30	709,64	56,79	10,37	688,43	730,84	533,82	804,41
PSO_U_20	30	763,71	58,06	10,60	742,03	785,39	623,10	905,55
Orijinal PSO	30	770,81	66,10	12,07	746,12	795,49	652,93	913,31
PSO_M_30	30	773,65	57,41	10,48	752,21	795,08	630,73	927,33
PSO_M_40	30	826,92	81,40	14,86	796,52	857,31	663,09	974,54

Şekil 6.4. ise küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimini orijinal PSO ve geliştirilen her üç yöntem ile birlikte tek grafik üzerinde göstermekte ve küme sayıları ile çözüm kalitesinin değişimini görsel olarak da yorumlamaya yardımcı olmaktadır.

Şekil 6.4.'ten FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için 2 kümeden itibaren ortalama çözüm kalitesini arttırdığı ancak küme sayısının artışının belirli bir küme sayısından sonra çözüm kalitesini arttırmak yerine kötüleştirdiği de görülmektedir.



Şekil 6.4. Eil51 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Eil51 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.3.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.4.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 12,606 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememektedir. Eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.5.'te verilmektedir.

Tablo 6.3. Eil51 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	5551718,462	25	222068,738	154,133	,000
Grup İçi	1086334,656	754	1440,762		
Toplam	6638053,118	779			

Tablo 6.4. Eil51 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
12,606	25	754	,000

Tablo 6.5. Eil51 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	75,4245941*	15,03	0,00	14,30	136,55
	PSO_U_3	198,8913471*	13,16	0,00	143,93	253,86
	PSO_U_4	220,3395027*	12,68	0,00	166,64	274,04
	PSO_U_5	195,5547057*	14,65	0,00	135,79	255,32
	PSO_U_6	194,5646645*	12,67	0,00	140,91	248,22
	PSO_U_7	175,2937478*	13,24	0,00	120,12	230,47
	PSO_U_8	133,2988747*	13,04	0,00	78,68	187,92
	PSO_U_9	147,0898822*	12,73	0,00	93,28	200,90
	PSO_U_10	129,3718931*	13,01	0,00	74,83	183,92
	PSO_U_20	7,0930215	16,06	1,00	-57,92	72,10
	PSO_M_2	117,9083718*	13,84	0,00	60,91	174,91
	PSO_M_3	202,6552305*	13,64	0,00	146,28	259,03
	PSO_M_4	228,0718829*	12,76	0,00	174,17	281,97
	PSO_M_5	237,9417774*	12,99	0,00	183,44	292,45
	PSO_M_6	261,5617399*	12,68	0,00	207,86	315,26
	PSO_M_7	228,6116718*	12,80	0,00	174,61	282,62
	PSO_M_8	200,7479531*	12,55	0,00	147,37	254,12
	PSO_M_9	199,9972431*	12,69	0,00	146,29	253,71
	PSO_M_10	180,9495319*	12,55	0,00	127,58	234,32
	PSO_M_20	61,1697053	15,91	0,10	-3,25	125,59
	PSO_M_30	-2,8410650	15,98	1,00	-67,55	61,86
	PSO_M_40	-56,1097407	19,14	0,80	-133,73	21,51
	PSO_M2_2x2	233,7958169*	12,67	0,00	180,11	287,48
	PSO_M2_3x3	176,4375568*	12,64	0,00	122,83	230,04
PSO_M2_4x4	140,8873106*	13,01	0,00	86,34	195,43	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.5. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının FCM-PSO-U\_20, FCM-PSO-M\_20, FCM-PSO-M\_30, FCM-PSO-M\_40 dışında kalan çözüm yöntemlerinden farklı olduğu %95 güven ile söylenebilmektedir. Ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm süresinin düşük olması istenilen durum olduğundan FCM-PSO-U\_20, FCM-PSO-M\_20, FCM-PSO-M\_30, FCM-PSO-M\_40 varyantları hariç incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.6. Eil51 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M\_6)

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
PSO_M_6	Orijinal PSO	-261,5617399*	12,68	0,00	-315,26	-207,86
	PSO_U_2	-186,1371459*	9,78	0,00	-226,97	-145,30
	PSO_U_3	-62,6703929*	6,54	0,00	-89,27	-36,07
	PSO_U_4	-41,2222372*	5,52	0,00	-63,54	-18,91
	PSO_U_5	-66,0070342*	9,18	0,00	-104,20	-27,81
	PSO_U_6	-66,9970754*	5,48	0,00	-89,14	-44,86
	PSO_U_7	-86,2679922*	6,69	0,00	-113,50	-59,03
	PSO_U_8	-128,2628652*	6,29	0,00	-153,77	-102,75
	PSO_U_9	-114,4718577*	5,62	0,00	-137,18	-91,77
	PSO_U_10	-132,1898468*	6,23	0,00	-157,45	-106,93
	PSO_U_20	-254,4687185*	11,30	0,00	-302,03	-206,91
	PSO_M_2	-143,6533681*	7,81	0,00	-175,79	-111,52
	PSO_M_3	-58,9065094*	7,45	0,00	-89,46	-28,35
	PSO_M_4	-33,4898570*	5,70	0,00	-56,53	-10,45
	PSO_M_5	-23,6199626	6,20	0,11	-48,76	1,52
	PSO_M_7	-32,9500682*	5,79	0,00	-56,38	-9,52
	PSO_M_8	-60,8137868*	5,20	0,00	-81,84	-39,79
	PSO_M_9	-61,5644969*	5,53	0,00	-83,91	-39,22
	PSO_M_10	-80,6122081*	5,19	0,00	-101,63	-59,59
	PSO_M_20	-200,3920346*	11,08	0,00	-246,99	-153,79
PSO_M_30	-264,4028049*	11,18	0,00	-311,47	-217,34	
PSO_M_40	-317,6714807*	15,36	0,00	-383,20	-252,14	
PSO_M2_2x2	-27,7659231*	5,50	0,00	-49,99	-5,54	
PSO_M2_3x3	-85,1241832*	5,43	0,00	-107,06	-63,19	
PSO_M2_4x4	-120,6744293*	6,23	0,00	-145,94	-95,41	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.6. incelendiğinde Eil51 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M\_6 ile, FCM-PSO-M\_5 hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M\_6 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M\_5 varyantına göre 23,62 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.7.'deki çözüm süreleri ve Tablo 6.8.'deki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında

birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir.

FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 32,64 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 23,74 saniye FCM-PSO-U\_4 26,04 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.7. Eil51 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	9,99	0,15	0,03	9,94	10,05	9,67	10,33
PSO_U_2	30	16,78	0,37	0,07	16,64	16,92	16,14	17,20
PSO_U_3	30	19,69	0,12	0,02	19,65	19,74	19,46	19,98
PSO_U_4	30	26,04	3,44	0,63	24,75	27,32	23,94	39,29
PSO_U_5	30	26,24	0,08	0,01	26,21	26,27	26,14	26,44
PSO_U_6	30	34,62	1,15	0,21	34,19	35,05	33,21	36,68
PSO_U_7	30	37,30	0,18	0,03	37,23	37,36	37,15	38,22
PSO_U_8	30	41,61	0,24	0,04	41,52	41,70	41,24	42,27
PSO_U_9	30	45,09	0,04	0,01	45,08	45,11	45,02	45,19
PSO_U_10	30	47,93	0,09	0,02	47,89	47,96	47,80	48,26
PSO_U_20	30	87,50	1,11	0,20	87,09	87,91	85,62	90,81
PSO_M_2	30	16,57	0,13	0,02	16,52	16,62	16,44	16,98
PSO_M_3	30	20,97	0,21	0,04	20,89	21,05	20,13	21,19
PSO_M_4	30	23,74	0,05	0,01	23,72	23,76	23,65	23,87
PSO_M_5	30	27,26	0,06	0,01	27,23	27,28	27,13	27,41
PSO_M_6	30	30,87	0,08	0,01	30,84	30,90	30,74	31,06
PSO_M_7	30	34,42	0,05	0,01	34,40	34,44	34,34	34,50
PSO_M_8	30	38,75	1,20	0,22	38,30	39,20	37,96	42,66
PSO_M_9	30	41,65	0,08	0,02	41,62	41,68	41,50	41,90
PSO_M_10	30	45,61	0,51	0,09	45,42	45,80	45,11	46,98
PSO_M_20	30	90,60	1,11	0,20	90,18	91,02	88,14	91,98
PSO_M_30	30	128,77	1,38	0,25	128,26	129,29	125,55	130,98
PSO_M_40	30	166,89	1,30	0,24	166,41	167,38	163,91	171,58
PSO_M2_2x2	30	32,64	0,74	0,14	32,36	32,92	31,79	35,91
PSO_M2_3x3	30	55,62	0,35	0,06	55,49	55,75	55,13	56,24
PSO_M2_4x4	30	88,83	2,51	0,46	87,90	89,77	86,44	98,99
Toplam	780	47,54	36,12	1,29	45,00	50,08	9,67	171,58

Tablo 6.8. Eil51 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	9,99	0,15	0,03	9,94	10,05	9,67	10,33
PSO_M_2	30	16,57	0,13	0,02	16,52	16,62	16,44	16,98
PSO_U_2	30	16,78	0,37	0,07	16,64	16,92	16,14	17,20
PSO_U_3	30	19,69	0,12	0,02	19,65	19,74	19,46	19,98
PSO_M_3	30	20,97	0,21	0,04	20,89	21,05	20,13	21,19
PSO_M_4	30	23,74	0,05	0,01	23,72	23,76	23,65	23,87
PSO_U_4	30	26,04	3,44	0,63	24,75	27,32	23,94	39,29
PSO_U_5	30	26,24	0,08	0,01	26,21	26,27	26,14	26,44
PSO_M_5	30	27,26	0,06	0,01	27,23	27,28	27,13	27,41
PSO_M_6	30	30,87	0,08	0,01	30,84	30,90	30,74	31,06
PSO_M2_2x2	30	32,64	0,74	0,14	32,36	32,92	31,79	35,91
PSO_M_7	30	34,42	0,05	0,01	34,40	34,44	34,34	34,50
PSO_U_6	30	34,62	1,15	0,21	34,19	35,05	33,21	36,68
PSO_U_7	30	37,30	0,18	0,03	37,23	37,36	37,15	38,22
PSO_M_8	30	38,75	1,20	0,22	38,30	39,20	37,96	42,66
PSO_U_8	30	41,61	0,24	0,04	41,52	41,70	41,24	42,27
PSO_M_9	30	41,65	0,08	0,02	41,62	41,68	41,50	41,90
PSO_U_9	30	45,09	0,04	0,01	45,08	45,11	45,02	45,19
PSO_M_10	30	45,61	0,51	0,09	45,42	45,80	45,11	46,98
PSO_U_10	30	47,93	0,09	0,02	47,89	47,96	47,80	48,26
PSO_M2_3x3	30	55,62	0,35	0,06	55,49	55,75	55,13	56,24
PSO_U_20	30	87,50	1,11	0,20	87,09	87,91	85,62	90,81
PSO_M2_4x4	30	88,83	2,51	0,46	87,90	89,77	86,44	98,99
PSO_M_20	30	90,60	1,11	0,20	90,18	91,02	88,14	91,98
PSO_M_30	30	128,77	1,38	0,25	128,26	129,29	125,55	130,98
PSO_M_40	30	166,89	1,30	0,24	166,41	167,38	163,91	171,58

Eil51 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.9.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.10.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir.

Leneve istatistiği 14,408 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememektedir. Eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.11.'de verilmektedir.

Tablo 6.9. Eil51 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	1015690,767	25	40627,630	37364,536	,000
Grup İçi	819,847	754	1,087		
Toplam	1016510,615	779			

Tablo 6.10. Eil51 problemi çözüm süresi Leneve İstatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
14,408	25	754	,000

Tablo 6.11.'deki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 9,99 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_4 varyantı ortalama 26,04 saniye, FCM-PSO-M\_6 ortalama 30,87 saniye, FCM-PSO-M2 (2x2) 32,64 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.11. Eil51 problemi çözüm süreleri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
Orijinal PSO	PSO_U_2	-6,7869758*	0,07	0,00	-7,09	-6,48
	PSO_U_3	-9,6992699*	0,03	0,00	-9,84	-9,56
	PSO_U_4	-16,0431314*	0,63	0,00	-18,77	-13,32
	PSO_U_5	-16,2483323*	0,03	0,00	-16,37	-16,12
	PSO_U_6	-24,6284952*	0,21	0,00	-25,54	-23,71
	PSO_U_7	-27,3011629*	0,04	0,00	-27,47	-27,13
	PSO_U_8	-31,6127467*	0,05	0,00	-31,82	-31,40
	PSO_U_9	-35,0995005*	0,03	0,00	-35,22	-34,98
	PSO_U_10	-37,9315841*	0,03	0,00	-38,06	-37,80
	PSO_U_20	-77,5054819*	0,20	0,00	-78,39	-76,62
	PSO_M_2	-6,5760310*	0,04	0,00	-6,72	-6,43
	PSO_M_3	-10,9780637*	0,05	0,00	-11,17	-10,79
	PSO_M_4	-13,7421498*	0,03	0,00	-13,86	-13,62
	PSO_M_5	-17,2622183*	0,03	0,00	-17,38	-17,14
	PSO_M_6	-20,8767921*	0,03	0,00	-21,00	-20,75
	PSO_M_7	-24,4271031*	0,03	0,00	-24,55	-24,31
	PSO_M_8	-28,7526615*	0,22	0,00	-29,71	-27,80
	PSO_M_9	-31,6589116*	0,03	0,00	-31,79	-31,53
	PSO_M_10	-35,6147550*	0,10	0,00	-36,03	-35,20

Tablo 6.11.(Devam) Eil51 problemi çözüm süreleri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_20	-80,6056169*	0,21	0,00	-81,49	-79,72
	PSO_M_30	-118,7795142*	0,25	0,00	-119,88	-117,68
	PSO_M_40	-156,8985742*	0,24	0,00	-157,93	-155,87
	PSO_M2_2x2	-22,6455316*	0,14	0,00	-23,24	-22,05
	PSO_M2_3x3	-45,6252018*	0,07	0,00	-45,91	-45,34
	PSO_M2_4x4	-78,8393675*	0,46	0,00	-80,83	-76,85

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

EIL 51 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 479,9851 değeri ile FCM-PSO-M yöntemi ile problem 6 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M\_6 varyantı, standart algoritmanın 9,99 saniyede 770 çözüm değerine karşılık 30,87 saniyede 479,98 çözümünü elde etmiştir.

### 6.2.2. Berlin52 problemi

52 düğüme sahip Berlin52 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.12.'de verilmiştir. Tablo 6.12.'den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 12340,33 ve maksimum 16361,94 değerleri arasında ortalaması 14048,64 ve standart sapması 1121,34 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 13629,93 ve üst sınırı 14467,36 olarak hesaplanmıştır. Tablo 6.13.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 9969,22 ve standart sapması 515,88 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 8956,96 değeri ise ortalama çözüm değeri açısından ikinci sırada olan FCM-PSO-M\_4 varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.12. Berlin52 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	14048,64	1121,34	204,73	13629,93	14467,36	12340,33	16361,94
PSO_U_2	30	11574,24	759,23	138,62	11290,74	11857,74	9919,53	13324,30
PSO_U_3	30	10739,43	709,53	129,54	10474,49	11004,38	9235,78	12266,11
PSO_U_4	30	11023,08	677,23	123,65	10770,19	11275,96	10050,22	12181,88
PSO_U_5	30	11076,41	718,18	131,12	10808,23	11344,58	9782,87	12540,72



Tablo 6.12.(Devam) Berlin52 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_6	30	11433,47	901,96	164,68	11096,67	11770,26	9503,62	12732,38
PSO_U_7	30	11326,95	691,61	126,27	11068,70	11585,20	9897,22	13263,67
PSO_U_8	30	11740,88	538,59	98,33	11539,77	11942,00	10432,17	12634,65
PSO_U_9	30	11833,60	551,08	100,61	11627,82	12039,38	10691,98	12648,13
PSO_U_10	30	12381,33	650,56	118,77	12138,41	12624,25	11302,49	13547,55
PSO_M_2	30	11563,72	774,23	141,36	11274,62	11852,83	10116,44	13182,99
PSO_M_3	30	10281,37	673,13	122,90	10030,02	10532,72	9051,13	11605,32
PSO_M_4	30	10048,71	575,89	105,14	9833,67	10263,75	8956,96	10926,68
PSO_M_5	30	10834,34	481,37	87,89	10654,60	11014,09	9737,40	11689,49
PSO_M_6	30	11073,43	761,72	139,07	10789,00	11357,87	9344,27	12017,48
PSO_M_7	30	10831,45	588,14	107,38	10611,84	11051,07	10061,13	12475,85
PSO_M_8	30	10732,41	657,68	120,08	10486,83	10978,00	9792,66	12156,81
PSO_M_9	30	10963,90	650,62	118,79	10720,95	11206,85	9727,09	12140,44
PSO_M_10	30	11362,97	535,48	97,76	11163,02	11562,92	9869,98	12268,79
PSO_M2_2x2	30	9969,22	515,88	94,19	9776,59	10161,86	9026,58	11014,92
PSO_M2_3x3	30	10782,30	479,92	87,62	10603,10	10961,50	9679,45	11597,20
PSO_M2_4x4	30	11694,22	931,14	170,00	11346,53	12041,91	9550,58	13314,52
Toplam	660	11241,64	1083,12	42,16	11158,85	11324,42	8956,96	16361,94

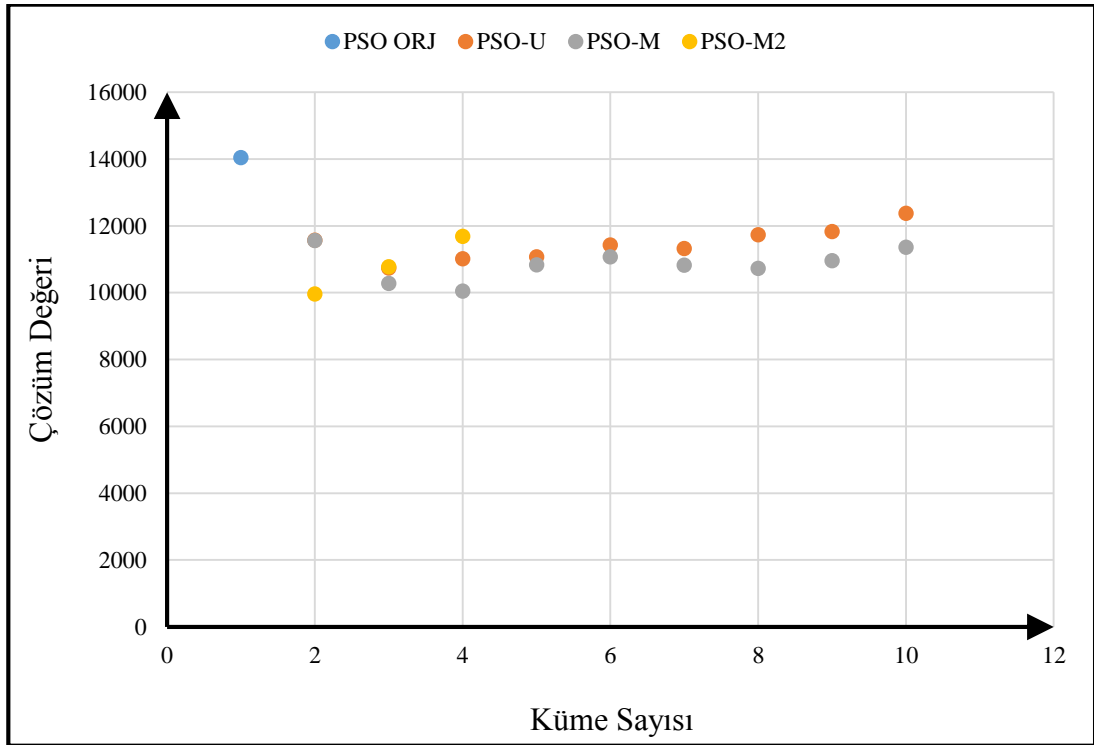
Tablo 6.13. Berlin52 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_2x2	30	9969,22	515,88	94,19	9776,59	10161,86	9026,58	11014,92
PSO_M_4	30	10048,71	575,89	105,14	9833,67	10263,75	8956,96	10926,68
PSO_M_3	30	10281,37	673,13	122,90	10030,02	10532,72	9051,13	11605,32
PSO_M_8	30	10732,41	657,68	120,08	10486,83	10978,00	9792,66	12156,81
PSO_U_3	30	10739,43	709,53	129,54	10474,49	11004,38	9235,78	12266,11
PSO_M2_3x3	30	10782,30	479,92	87,62	10603,10	10961,50	9679,45	11597,20
PSO_M_7	30	10831,45	588,14	107,38	10611,84	11051,07	10061,13	12475,85
PSO_M_5	30	10834,34	481,37	87,89	10654,60	11014,09	9737,40	11689,49
PSO_M_9	30	10963,90	650,62	118,79	10720,95	11206,85	9727,09	12140,44
PSO_U_4	30	11023,08	677,23	123,65	10770,19	11275,96	10050,22	12181,88
PSO_M_6	30	11073,43	761,72	139,07	10789,00	11357,87	9344,27	12017,48
PSO_U_5	30	11076,41	718,18	131,12	10808,23	11344,58	9782,87	12540,72
PSO_U_7	30	11326,95	691,61	126,27	11068,70	11585,20	9897,22	13263,67
PSO_M_10	30	11362,97	535,48	97,76	11163,02	11562,92	9869,98	12268,79
PSO_U_6	30	11433,47	901,96	164,68	11096,67	11770,26	9503,62	12732,38
PSO_M_2	30	11563,72	774,23	141,36	11274,62	11852,83	10116,44	13182,99
PSO_U_2	30	11574,24	759,23	138,62	11290,74	11857,74	9919,53	13324,30

Tablo 6.13.(Devam) Berlin52 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_4x4	30	11694,22	931,14	170,00	11346,53	12041,91	9550,58	13314,52
PSO_U_8	30	11740,88	538,59	98,33	11539,77	11942,00	10432,17	12634,65
PSO_U_9	30	11833,60	551,08	100,61	11627,82	12039,38	10691,98	12648,13
PSO_U_10	30	12381,33	650,56	118,77	12138,41	12624,25	11302,49	13547,55
Orijinal PSO	30	14048,64	1121,34	204,73	13629,93	14467,36	12340,33	16361,94

Şekil 6.5. ise küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimini orijinal PSO ve geliştirilen her üç yöntem ile birlikte tek grafik üzerinde göstermekte ve küme sayıları ile çözüm kalitesinin değişimini görsel olarak da yorumlamaya yardımcı olmaktadır. Şekil 6.5.'ten FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için 2 kümeden itibaren ortalama çözüm kalitesini arttırdığı ancak küme sayısının 4 adetten itibaren çözüm kalitesini arttırmak yerine kötüleştirdiği de görülmektedir.



Şekil 6.5. Berlin52 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.14. Berlin52 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	463716788,037	21	22081751,811	45,535	,000
Grup İçi	309390598,056	638	484938,241		
Toplam	773107386,093	659			

Berlin52 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.14.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.15.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 3,204 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememektedir. Eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.16.'da verilmiştir.

Tablo 6.15. Berlin52 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
3,204	21	638	,000

Tablo 6.16. Berlin52 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	2474,4052877*	247,24	0,00	1491,51	3457,30
	PSO_U_3	3309,2121710*	242,27	0,00	2343,15	4275,28
	PSO_U_4	3025,5673277*	239,17	0,00	2069,74	3981,39
	PSO_U_5	2972,2376310*	243,12	0,00	2003,34	3941,14
	PSO_U_6	2615,1780545*	262,74	0,00	1577,04	3653,31
	PSO_U_7	2721,6927030*	240,54	0,00	1761,38	3682,01
	PSO_U_8	2307,7605423*	227,12	0,00	1389,41	3226,11
	PSO_U_9	2215,0437453*	228,11	0,00	1293,75	3136,34
	PSO_U_10	1667,3129513*	236,69	0,00	719,52	2615,11
	PSO_M_2	2484,9197877*	248,79	0,00	1496,69	3473,15
	PSO_M_3	3767,2757436*	238,78	0,00	2812,71	4721,84
	PSO_M_4	3999,9345654*	230,15	0,00	3072,55	4927,32
	PSO_M_5	3214,3020787*	222,79	0,00	2308,32	4120,28
	PSO_M_6	2975,2088818*	247,50	0,00	1991,43	3958,98
	PSO_M_7	3217,1910753*	231,18	0,00	2286,67	4147,72
	PSO_M_8	3316,2299764*	237,34	0,00	2366,33	4266,13
	PSO_M_9	3084,7425724*	236,69	0,00	2136,93	4032,56
	PSO_M_10	2685,6719678*	226,87	0,00	1768,04	3603,31
	PSO_M2_2x2	4079,4201444*	225,35	0,00	3166,19	4992,65
	PSO_M2_3x3	3266,3423463*	222,69	0,00	2360,65	4172,03
PSO_M2_4x4	2354,4240202*	266,11	0,00	1303,82	3405,03	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.16. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu %95 güven ile söylenebilmektedir. Ortalama fark değerleri pozitif ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan, incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.17. incelendiğinde Berlin52 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (2x2) ile, FCM-PSO-M\_3 ve FCM-PSO-M\_4 hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M\_3 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (2x2) varyantına göre 312,144 ve FCM-PSO-M\_4 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (2x2) varyantına göre 79,485 daha kötü sonuç vermekte birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.17. Berlin52 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları FCM-PSO-M2 (2x2)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_2x2	Orijinal PSO	-4079,4201444*	225,35	0,00	-4992,65	-3166,19
	PSO_U_2	-1605,0148568*	167,59	0,00	-2271,15	-938,88
	PSO_U_3	-770,2079734*	160,16	0,00	-1405,12	-135,29
	PSO_U_4	-1053,8528168*	155,43	0,00	-1669,01	-438,70
	PSO_U_5	-1107,1825134*	161,44	0,00	-1747,46	-466,91
	PSO_U_6	-1464,2420900*	189,71	0,00	-2224,46	-704,03
	PSO_U_7	-1357,7274414*	157,53	0,00	-1981,62	-733,83
	PSO_U_8	-1771,6596021*	136,16	0,00	-2308,10	-1235,22
	PSO_U_9	-1864,3763991*	137,82	0,00	-2407,43	-1321,32
	PSO_U_10	-2412,1071931*	151,59	0,00	-3011,30	-1812,91
	PSO_M_2	-1594,5003568*	169,86	0,00	-2270,24	-918,76
	PSO_M_3	-312,1444008	154,84	1,00	-924,82	300,53
	PSO_M_4	-79,4855790	141,16	1,00	-635,98	477,01
	PSO_M_5	-865,1180657*	128,82	0,00	-1372,73	-357,50
	PSO_M_6	-1104,2112626*	167,96	0,00	-1771,94	-436,48
	PSO_M_7	-862,2290691*	142,83	0,00	-1425,51	-298,95
	PSO_M_8	-763,1901680*	152,61	0,00	-1366,61	-159,77
	PSO_M_9	-994,6775720*	151,60	0,00	-1593,91	-395,45
	PSO_M_10	-1393,7481766*	135,75	0,00	-1928,56	-858,94
	PSO_M2_3x3	-813,0777981*	128,64	0,00	-1319,99	-306,16
PSO_M2_4x4	-1724,9961243*	194,35	0,00	-2505,07	-944,92	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.18'deki çözüm süreleri ve Tablo 6.19.'daki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı yöntemlere göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir.

FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 37,28 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 25,10 saniye FCM-PSO-U\_4 24,05 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.18. Berlin52 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	10,36	0,14	0,03	10,31	10,41	10,19	10,69
PSO_U_2	30	16,74	0,14	0,03	16,69	16,79	16,56	17,11
PSO_U_3	30	20,29	0,09	0,02	20,26	20,32	20,13	20,57
PSO_U_4	30	24,05	0,14	0,03	24,00	24,11	23,73	24,47
PSO_U_5	30	28,39	0,48	0,09	28,21	28,57	27,35	29,29
PSO_U_6	30	34,24	0,59	0,11	34,02	34,47	33,71	36,20
PSO_U_7	30	37,64	0,25	0,04	37,54	37,73	37,33	38,33
PSO_U_8	30	41,74	0,40	0,07	41,59	41,89	41,40	43,14
PSO_U_9	30	46,43	0,69	0,13	46,17	46,69	45,37	47,51
PSO_U_10	30	49,94	0,51	0,09	49,75	50,13	49,46	51,28
PSO_M_2	30	17,86	0,27	0,05	17,76	17,96	17,19	18,28
PSO_M_3	30	20,90	0,08	0,02	20,87	20,93	20,78	21,11
PSO_M_4	30	25,10	0,47	0,09	24,93	25,28	24,63	25,88
PSO_M_5	30	29,46	0,48	0,09	29,28	29,64	28,51	30,05
PSO_M_6	30	32,32	0,13	0,02	32,27	32,37	32,18	32,80
PSO_M_7	30	36,85	0,44	0,08	36,69	37,02	36,02	37,83
PSO_M_8	30	40,74	0,62	0,11	40,51	40,97	39,70	41,96
PSO_M_9	30	43,56	0,14	0,03	43,51	43,62	43,34	43,96
PSO_M_10	30	47,52	0,29	0,05	47,41	47,63	47,31	48,63
PSO_M2_2x2	30	37,28	4,32	0,79	35,67	38,90	31,82	42,53
PSO_M2_3x3	30	56,93	2,65	0,48	55,94	57,92	53,88	60,80
PSO_M2_4x4	30	82,24	2,63	0,48	81,26	83,22	79,10	87,63
Toplam	660	35,48	15,63	0,61	34,29	36,68	10,19	87,63

Tablo 6.19. Berlin52 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	10,36	0,14	0,03	10,31	10,41	10,19	10,69
PSO_U_2	30	16,74	0,14	0,03	16,69	16,79	16,56	17,11
PSO_M_2	30	17,86	0,27	0,05	17,76	17,96	17,19	18,28
PSO_U_3	30	20,29	0,09	0,02	20,26	20,32	20,13	20,57
PSO_M_3	30	20,90	0,08	0,02	20,87	20,93	20,78	21,11
PSO_U_4	30	24,05	0,14	0,03	24,00	24,11	23,73	24,47
PSO_M_4	30	25,10	0,47	0,09	24,93	25,28	24,63	25,88
PSO_U_5	30	28,39	0,48	0,09	28,21	28,57	27,35	29,29
PSO_M_5	30	29,46	0,48	0,09	29,28	29,64	28,51	30,05
PSO_M_6	30	32,32	0,13	0,02	32,27	32,37	32,18	32,80
PSO_U_6	30	34,24	0,59	0,11	34,02	34,47	33,71	36,20
PSO_M_7	30	36,85	0,44	0,08	36,69	37,02	36,02	37,83
PSO_M2_2x2	30	37,28	4,32	0,79	35,67	38,90	31,82	42,53
PSO_U_7	30	37,64	0,25	0,04	37,54	37,73	37,33	38,33
PSO_M_8	30	40,74	0,62	0,11	40,51	40,97	39,70	41,96
PSO_U_8	30	41,74	0,40	0,07	41,59	41,89	41,40	43,14
PSO_M_9	30	43,56	0,14	0,03	43,51	43,62	43,34	43,96
PSO_U_9	30	46,43	0,69	0,13	46,17	46,69	45,37	47,51
PSO_M_10	30	47,52	0,29	0,05	47,41	47,63	47,31	48,63
PSO_U_10	30	49,94	0,51	0,09	49,75	50,13	49,46	51,28
PSO_M2_3x3	30	56,93	2,65	0,48	55,94	57,92	53,88	60,80
PSO_M2_4x4	30	82,24	2,63	0,48	81,26	83,22	79,10	87,63

Berlin52 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.20.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.21.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 113,758 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememektedir.

Tablo 6.20. Berlin52 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	160038,484	21	7620,880	4732,395	,000
Grup İçi	1027,412	638	1,610		
Toplam	161065,897	659			

Tablo 6.21. Berlin52 problemi çözüm süresi Leneve İstatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
113,758	21	638	,000

Tablo 6.22.'deki eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçlarına göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması ortalama 10,36 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_3 varyantı ortalama 20,29 saniye, FCM-PSO-M\_4 ortalama 25,10 saniye, FCM-PSO-M\_2 (2x2) 37,28 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.22. Berlin52 problemi çözüm süreleri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-6,3777840*	0,04	0,00	-6,52	-6,24
	PSO_U_3	-9,9275266*	0,03	0,00	-10,05	-9,81
	PSO_U_4	-13,6909086*	0,04	0,00	-13,83	-13,55
	PSO_U_5	-18,0254896*	0,09	0,00	-18,41	-17,65
	PSO_U_6	-23,8823001*	0,11	0,00	-24,34	-23,42
	PSO_U_7	-27,2736950*	0,05	0,00	-27,48	-27,07
	PSO_U_8	-31,3808067*	0,08	0,00	-31,70	-31,06
	PSO_U_9	-36,0684095*	0,13	0,00	-36,60	-35,53
	PSO_U_10	-39,5811673*	0,10	0,00	-39,98	-39,18
	PSO_M_2	-7,5005151*	0,06	0,00	-7,72	-7,28
	PSO_M_3	-10,5392698*	0,03	0,00	-10,66	-10,42
	PSO_M_4	-14,7398906*	0,09	0,00	-15,11	-14,37
	PSO_M_5	-19,1000461*	0,09	0,00	-19,48	-18,72
	PSO_M_6	-21,9575073*	0,03	0,00	-22,09	-21,82
	PSO_M_7	-26,4893684*	0,08	0,00	-26,83	-26,14
	PSO_M_8	-30,3749845*	0,12	0,00	-30,85	-29,90
	PSO_M_9	-33,2004066*	0,04	0,00	-33,34	-33,06
	PSO_M_10	-37,1618878*	0,06	0,00	-37,40	-36,92
	PSO_M2_2x2	-26,9218719*	0,79	0,00	-30,25	-23,60
	PSO_M2_3x3	-46,5679274*	0,48	0,00	-48,61	-44,52
PSO_M2_4x4	-71,8759664*	0,48	0,00	-73,90	-69,85	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Berlin52 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 8956,96 değeri ile FCM-PSO-M yöntemi ile problem 4 kümeye

bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı, standart algoritmanın 10,36 saniyede 14048,64 ortalama çözüm değerine karşılık 37,28 saniyede 9969,22 ortalama çözümünü elde etmiştir.

### 6.3. Orta Ölçekli Problemler

100 – 499 nokta içeren problemler arasından seçilmiş KroC100, Bier127, KroA150, Linhp318, D493 problemleri ve çözüm değerleri aşağıda sunulmuştur.

#### 6.3.1. KroC100 problemi

100 düğüme sahip KroC100 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.23.'te verilmiştir. Tablo 6.23.'ten görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 59879,83 ve maksimum 85715,66 değerleri arasında ortalaması 72176,43 ve standart sapması 6368,51 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 69798,39 ve üst sınırı 74544,47 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.23. KroC100 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	72176,43	6368,51	1162,73	69798,39	74544,47	59879,83	85715,66
PSO_U_2	30	46883,53	3328,37	607,67	45640,70	48126,37	39365,14	54032,49
PSO_U_3	30	40702,74	2938,03	536,41	39605,66	41799,82	35517,75	47742,41
PSO_U_4	30	37500,59	2892,57	528,11	36420,49	38580,69	33663,90	46815,90
PSO_U_5	30	33106,39	1911,35	348,96	32392,68	33820,10	30007,61	36989,71
PSO_U_6	30	32923,59	1605,72	293,16	32324,00	33523,17	28980,46	36580,92
PSO_U_7	30	32167,18	1657,08	302,54	31548,41	32785,94	27411,54	35431,93
PSO_U_8	30	32284,55	1149,04	209,78	31855,49	32713,60	30377,93	35407,13
PSO_U_9	30	31475,25	1462,31	266,98	30929,22	32021,29	27892,78	35006,62
PSO_U_10	30	31646,54	1651,89	301,59	31029,72	32263,37	28793,25	36298,69
PSO_U_20	29	40077,09	3166,26	587,96	38872,71	41281,47	34638,45	46885,70
PSO_M_2	30	46516,63	3354,94	612,52	45263,88	47769,39	40383,46	53375,84
PSO_M_3	30	39998,92	3407,33	622,09	38726,61	41271,24	32290,74	47418,13
PSO_M_4	30	37094,08	2321,86	423,91	36227,09	37961,08	33541,65	43216,23
PSO_M_5	30	33347,07	1610,48	294,03	32745,71	33948,43	30104,89	36208,93
PSO_M_6	30	31037,43	1355,42	247,47	30531,31	31543,56	28734,58	33816,65
PSO_M_7	30	30620,78	1391,86	254,12	30101,05	31140,51	27878,28	33454,44
PSO_M_8	30	29506,21	1327,46	242,36	29010,53	30001,89	27080,88	32549,60
PSO_M_9	30	28988,12	1148,72	209,73	28559,18	29417,06	27290,56	31481,29
PSO_M_10	30	28744,61	1543,17	281,74	28168,38	29320,84	26376,94	34094,23
PSO_M_20	30	36637,99	3798,41	693,49	35219,64	38056,34	30662,68	43614,05
PSO_M_30	30	44059,27	4862,50	887,77	42243,58	45874,96	35659,32	56901,64
PSO_M_40	30	51519,64	6242,88	1139,79	49188,51	53850,77	40304,59	67174,61



Tablo 6.23.(Devam) KroC100 problemi çözüm değerleri

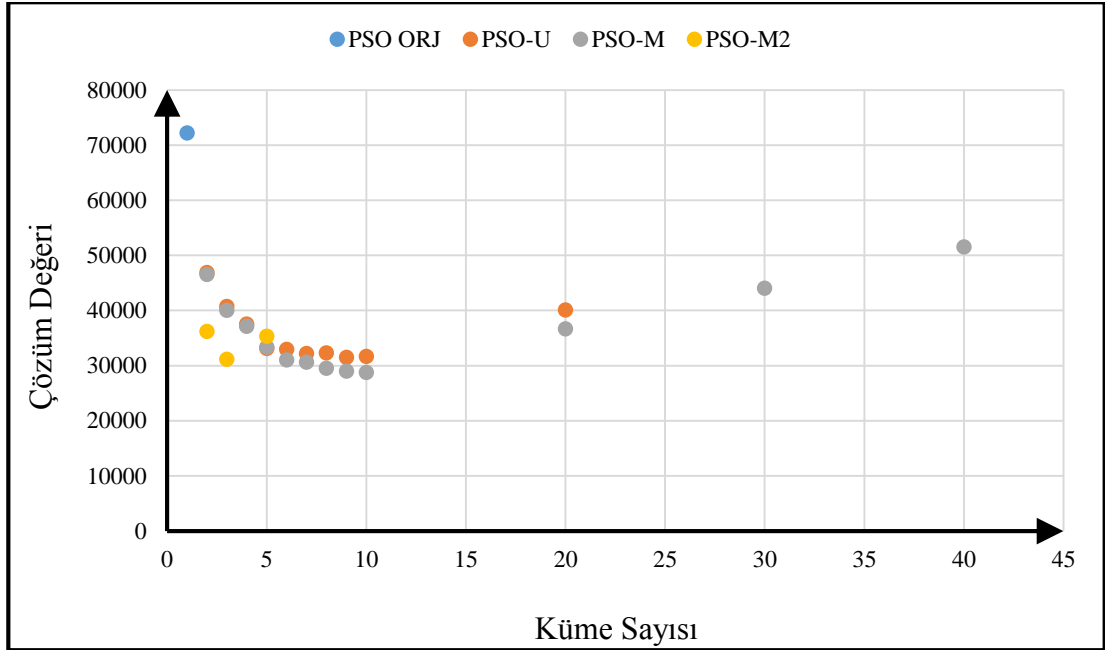
Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_2x2	30	36219,78	2217,08	404,78	35391,91	37047,65	32200,68	41044,30
PSO_M2_3x3	30	31148,29	1377,96	251,58	30633,75	31662,83	27933,20	34097,28
PSO_M2_5x5	30	35309,43	1232,30	224,99	34849,28	35769,58	31937,85	37015,43
Toplam	779	37369,30	9577,83	343,16	36695,67	38042,93	26376,94	85715,66

Tablo 6.24. KroC100 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_10	30	28744,61	1543,17	281,74	28168,38	29320,84	26376,94	34094,23
PSO_M_9	30	28988,12	1148,72	209,73	28559,18	29417,06	27290,56	31481,29
PSO_M_8	30	29506,21	1327,46	242,36	29010,53	30001,89	27080,88	32549,60
PSO_M_7	30	30620,78	1391,86	254,12	30101,05	31140,51	27878,28	33454,44
PSO_M_6	30	31037,43	1355,42	247,47	30531,31	31543,56	28734,58	33816,65
PSO_M2_3x3	30	31148,29	1377,96	251,58	30633,75	31662,83	27933,20	34097,28
PSO_U_9	30	31475,25	1462,31	266,98	30929,22	32021,29	27892,78	35006,62
PSO_U_10	30	31646,54	1651,89	301,59	31029,72	32263,37	28793,25	36298,69
PSO_U_7	30	32167,18	1657,08	302,54	31548,41	32785,94	27411,54	35431,93
PSO_U_8	30	32284,55	1149,04	209,78	31855,49	32713,60	30377,93	35407,13
PSO_U_6	30	32923,59	1605,72	293,16	32324,00	33523,17	28980,46	36580,92
PSO_U_5	30	33106,39	1911,35	348,96	32392,68	33820,10	30007,61	36989,71
PSO_M_5	30	33347,07	1610,48	294,03	32745,71	33948,43	30104,89	36208,93
PSO_M2_5x5	30	35309,43	1232,30	224,99	34849,28	35769,58	31937,85	37015,43
PSO_M2_2x2	30	36219,78	2217,08	404,78	35391,91	37047,65	32200,68	41044,30
PSO_M_20	30	36637,99	3798,41	693,49	35219,64	38056,34	30662,68	43614,05
PSO_M_4	30	37094,08	2321,86	423,91	36227,09	37961,08	33541,65	43216,23
PSO_U_4	30	37500,59	2892,57	528,11	36420,49	38580,69	33663,90	46815,90
PSO_M_3	30	39998,92	3407,33	622,09	38726,61	41271,24	32290,74	47418,13
PSO_U_20	29	40077,09	3166,26	587,96	38872,71	41281,47	34638,45	46885,70
PSO_U_3	30	40702,74	2938,03	536,41	39605,66	41799,82	35517,75	47742,41
PSO_M_30	30	44059,27	4862,50	887,77	42243,58	45874,96	35659,32	56901,64
PSO_M_2	30	46516,63	3354,94	612,52	45263,88	47769,39	40383,46	53375,84
PSO_U_2	30	46883,53	3328,37	607,67	45640,70	48126,37	39365,14	54032,49
PSO_M_40	30	51519,64	6242,88	1139,79	49188,51	53850,77	40304,59	67174,61
Orijinal PSO	30	72176,43	6368,51	1162,73	69798,39	74554,47	59879,83	85715,66

Tablo 6.24.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M\_10 varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 28744,61 ve standart sapması 1543,17 ile en iyi ortalama

sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 26376,94 değeri de yine FCM-PSO-M\_10 varyantı ile elde edilmiştir.



Şekil 6.6. KroC100 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Şekil 6.6.'da sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde KroC100 problemi için FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için problem 10 kümeden daha fazla kümeye bölüldüğü noktada çözümün iyileşmek yerine kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 varyantı için de, efektif olarak 9 kümeye karşılık gelen 3x3 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.

KroC100 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.25.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.26.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 13,978 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.27.'de verilmektedir.

Tablo 6.25. KroC100 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	65020220879,63	25	2600808835,186	308,440	,000
Grup İçi	6349408911,33	753	8432149,949		
Toplam	71369629790	778			

Tablo 6.26. KroC100 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
13,978	25	753	,000

Tablo 6.27. KroC100 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	25292,8981283*	1311,94	0,00	19867,17	30718,62
	PSO_U_3	31473,6912270*	1280,49	0,00	26142,29	36805,09
	PSO_U_4	34675,8447433*	1277,04	0,00	29354,44	39997,25
	PSO_U_5	39070,0422690*	1213,96	0,00	33915,47	44224,61
	PSO_U_6	39252,8462407*	1199,11	0,00	34132,56	44373,13
	PSO_U_7	40009,2560710*	1201,44	0,00	34883,74	45134,77
	PSO_U_8	39891,8856293*	1181,50	0,00	34809,30	44974,47
	PSO_U_9	40701,1802900*	1192,98	0,00	35594,40	45807,96
	PSO_U_10	40529,8918133*	1201,20	0,00	35404,91	45654,87
	PSO_U_20	32099,3394181*	1302,93	0,00	26700,12	37498,56
	PSO_M_2	25659,7990400*	1314,20	0,00	20227,09	31092,51
	PSO_M_3	32177,5087403*	1318,68	0,00	26730,83	37624,19
	PSO_M_4	35082,3489107*	1237,59	0,00	29869,01	40295,69
	PSO_M_5	38829,3632330*	1199,33	0,00	33708,60	43950,13
	PSO_M_6	41138,9985840*	1188,77	0,00	36041,27	46236,73
	PSO_M_7	41555,6539240*	1190,17	0,00	36454,93	46656,38
	PSO_M_8	42670,2219573*	1187,72	0,00	37574,72	47765,73
	PSO_M_9	43188,3150563*	1181,49	0,00	38105,75	48270,88
	PSO_M_10	43431,8223477*	1196,37	0,00	38317,62	48546,03
	PSO_M_20	35538,4450683*	1353,83	0,00	29978,73	41098,16
	PSO_M_30	28117,1637533*	1462,89	0,00	22174,80	34059,53
	PSO_M_40	20656,7966963*	1628,20	0,00	14074,53	27239,06
	PSO_M2_2x2	35956,6545737*	1231,17	0,00	30759,77	41153,54
	PSO_M2_3x3	41028,1451343*	1189,63	0,00	35928,57	46127,72
PSO_M2_5x5	36867,0002763*	1184,29	0,00	31778,66	41955,34	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.27. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş

bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.28. KroC100 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M\_10)

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
PSO_M_10	Orijinal PSO	-43431,8223477*	1196,37	0,00	-48546,03	-38317,62
	PSO_U_2	-18138,9242193*	669,81	0,00	-20926,98	-15350,87
	PSO_U_3	-11958,1311207*	605,90	0,00	-14463,23	-9453,03
	PSO_U_4	-8755,9776043*	598,56	0,00	-11228,66	-6283,30
	PSO_U_5	-4361,7800787*	448,50	0,00	-6180,47	-2543,09
	PSO_U_6	-4178,9761070*	406,60	0,00	-5822,85	-2535,10
	PSO_U_7	-3422,5662767*	413,41	0,00	-5094,38	-1750,75
	PSO_U_8	-3539,9367183*	351,27	0,00	-4968,07	-2111,80
	PSO_U_9	-2730,6420577*	388,15	0,00	-4300,05	-1161,23
	PSO_U_10	-2901,9305343*	412,72	0,00	-4570,90	-1232,96
	PSO_U_20	-11332,4829296*	651,98	0,00	-14050,58	-8614,38
	PSO_M_2	-17772,0233077*	674,21	0,00	-20579,59	-14964,45
	PSO_M_3	-11254,3136073*	682,92	0,00	-14100,45	-8408,17
	PSO_M_4	-8349,4734370*	509,00	0,00	-10428,70	-6270,25
	PSO_M_5	-4602,4591147*	407,23	0,00	-6248,90	-2956,02
	PSO_M_6	-2292,8237637*	374,99	0,00	-3810,49	-775,16
	PSO_M_7	-1876,1684237*	379,41	0,00	-3411,09	-341,25
	PSO_M_8	-761,6003903	371,64	1,00	-2266,30	743,10
	PSO_M_9	-243,5072913	351,23	1,00	-1671,52	1184,50
	PSO_M_20	-7893,3772793*	748,54	0,00	-11030,43	-4756,33
PSO_M_30	-15314,6585943*	931,40	0,00	-19261,16	-11368,16	
PSO_M_40	-22775,0256513*	1174,09	0,00	-27791,27	-17758,78	
PSO_M2_2x2	-7475,1677740*	493,18	0,00	-9485,65	-5464,69	
PSO_M2_3x3	-2403,6772133*	377,72	0,00	-3931,96	-875,39	
PSO_M2_5x5	-6564,8220713*	360,55	0,00	-8027,33	-5102,32	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.28. incelendiğinde KroC100 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M\_10 ile, FCM-PSO-M\_8 ve FCM-PSO-M\_9 hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M\_10 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M\_8 varyantına göre 761,60 ve FCM-PSO-M\_9 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M\_10 varyantına göre 243,50 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.29. KroC100 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	16,09	0,27	0,05	15,99	16,19	15,78	16,81
PSO_U_2	30	23,38	0,16	0,03	23,33	23,44	22,81	23,64
PSO_U_3	30	26,30	0,17	0,03	26,23	26,36	26,01	26,84
PSO_U_4	30	30,03	0,21	0,04	29,95	30,11	29,85	31,04
PSO_U_5	30	33,87	0,11	0,02	33,83	33,91	33,69	34,15
PSO_U_6	30	39,27	0,29	0,05	39,16	39,38	38,75	40,01
PSO_U_7	30	42,90	0,29	0,05	42,79	43,01	42,57	43,61
PSO_U_8	30	46,64	0,09	0,02	46,61	46,67	46,49	46,88
PSO_U_9	30	50,59	0,08	0,01	50,57	50,62	50,45	50,78
PSO_U_10	30	53,46	0,28	0,05	53,35	53,56	53,06	54,08
PSO_U_20	29	94,67	1,86	0,35	93,96	95,37	92,39	99,22
PSO_M_2	30	22,50	0,18	0,03	22,43	22,57	22,21	22,80
PSO_M_3	30	25,88	0,16	0,03	25,82	25,94	25,62	26,39
PSO_M_4	30	29,45	0,21	0,04	29,37	29,53	29,17	30,10
PSO_M_5	30	32,97	0,12	0,02	32,92	33,01	32,79	33,26
PSO_M_6	30	36,97	0,42	0,08	36,81	37,12	36,28	37,93
PSO_M_7	30	40,03	0,15	0,03	39,97	40,08	39,81	40,54
PSO_M_8	30	43,56	0,28	0,05	43,46	43,67	43,38	44,88
PSO_M_9	30	47,32	0,41	0,07	47,16	47,47	46,99	48,80
PSO_M_10	30	51,50	0,67	0,12	51,25	51,75	50,70	53,35
PSO_M_20	30	95,48	1,74	0,32	94,84	96,13	94,39	104,25
PSO_M_30	30	133,89	0,69	0,13	133,63	134,15	132,94	136,11
PSO_M_40	30	172,04	1,08	0,20	171,63	172,44	171,18	176,69
PSO_M2_2x2	30	39,64	0,18	0,03	39,57	39,71	39,07	39,95
PSO_M2_3x3	30	59,48	0,18	0,03	59,41	59,55	59,25	59,87
PSO_M2_5x5	30	126,38	0,32	0,06	126,26	126,50	125,92	127,02
Toplam	779	54,34	37,83	1,36	51,68	57,00	15,78	176,69

Tablo 6.29.'daki çözüm süreleri ve Tablo 6.30.'daki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 39,64 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 29,45 saniye FCM-PSO-U\_4 30,03 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.30. KroC100 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	16,09	0,27	0,05	15,99	16,19	15,78	16,81
PSO_M_2	30	22,50	0,18	0,03	22,43	22,57	22,21	22,80
PSO_U_2	30	23,38	0,16	0,03	23,33	23,44	22,81	23,64
PSO_M_3	30	25,88	0,16	0,03	25,82	25,94	25,62	26,39
PSO_U_3	30	26,30	0,17	0,03	26,23	26,36	26,01	26,84
PSO_M_4	30	29,45	0,21	0,04	29,37	29,53	29,17	30,10
PSO_U_4	30	30,03	0,21	0,04	29,95	30,11	29,85	31,04
PSO_M_5	30	32,97	0,12	0,02	32,92	33,01	32,79	33,26
PSO_U_5	30	33,87	0,11	0,02	33,83	33,91	33,69	34,15
PSO_M_6	30	36,97	0,42	0,08	36,81	37,12	36,28	37,93
PSO_U_6	30	39,27	0,29	0,05	39,16	39,38	38,75	40,01
PSO_M2_2x2	30	39,64	0,18	0,03	39,57	39,71	39,07	39,95
PSO_M_7	30	40,03	0,15	0,03	39,97	40,08	39,81	40,54
PSO_U_7	30	42,90	0,29	0,05	42,79	43,01	42,57	43,61
PSO_M_8	30	43,56	0,28	0,05	43,46	43,67	43,38	44,88
PSO_U_8	30	46,64	0,09	0,02	46,61	46,67	46,49	46,88
PSO_M_9	30	47,32	0,41	0,07	47,16	47,47	46,99	48,80
PSO_U_9	30	50,59	0,08	0,01	50,57	50,62	50,45	50,78
PSO_M_10	30	51,50	0,67	0,12	51,25	51,75	50,70	53,35
PSO_U_10	30	53,46	0,28	0,05	53,35	53,56	53,06	54,08
PSO_M2_3x3	30	59,48	0,18	0,03	59,41	59,55	59,25	59,87
PSO_U_20	29	94,67	1,86	0,35	93,96	95,37	92,39	99,22
PSO_M_20	30	95,48	1,74	0,32	94,84	96,13	94,39	104,25
PSO_M2_5x5	30	126,38	0,32	0,06	126,26	126,50	125,92	127,02
PSO_M_30	30	133,89	0,69	0,13	133,63	134,15	132,94	136,11
PSO_M_40	30	172,04	1,08	0,20	171,63	172,44	171,18	176,69

Tablo 6.31. KroC100 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	1113284,283	25	44531,371	119613,145	,000
Grup İçi	280,338	753	,372		
Toplam	1113546,621	778			

KroC100 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.31.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc

istatistiğine ise Tablo 6.32.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir.

Tablo 6.32. KroC100 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
14,637	25	753	,000

Leneve istatistiği 14,637 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.33.'te verilmektedir. Tablo 6.33.'teki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 16,09 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_7 varyantı ortalama 42,90 saniye, FCM-PSO-M\_10 ortalama 51,50 saniye, FCM-PSO-M2 (3x3) 59,48 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.33. KroC100 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-7,2968105*	0,06	0,00	-7,53	-7,06
	PSO_U_3	-10,2082342*	0,06	0,00	-10,45	-9,97
	PSO_U_4	-13,9388388*	0,06	0,00	-14,19	-13,69
	PSO_U_5	-17,7843154*	0,05	0,00	-18,01	-17,56
	PSO_U_6	-23,1807475*	0,07	0,00	-23,47	-22,89
	PSO_U_7	-26,8092657*	0,07	0,00	-27,10	-26,52
	PSO_U_8	-30,5510211*	0,05	0,00	-30,77	-30,33
	PSO_U_9	-34,5059923*	0,05	0,00	-34,72	-34,29
	PSO_U_10	-37,3703614*	0,07	0,00	-37,66	-37,09
	PSO_U_20	-78,5776788*	0,35	0,00	-80,09	-77,06
	PSO_M_2	-6,4111750*	0,06	0,00	-6,65	-6,17
	PSO_M_3	-9,7933646*	0,06	0,00	-10,03	-9,56
	PSO_M_4	-13,3628232*	0,06	0,00	-13,62	-13,11
	PSO_M_5	-16,8794466*	0,05	0,00	-17,10	-16,66
	PSO_M_6	-20,8783732*	0,09	0,00	-21,25	-20,51
	PSO_M_7	-23,9401633*	0,06	0,00	-24,17	-23,71
	PSO_M_8	-27,4746236*	0,07	0,00	-27,76	-27,19

Tablo 6.33.(Devam) KroC100 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_9	-31,2297449*	0,09	0,00	-31,60	-30,86
	PSO_M_10	-35,4144185*	0,13	0,00	-35,97	-34,86
	PSO_M_20	-79,3974180*	0,32	0,00	-80,78	-78,01
	PSO_M_30	-117,8019510*	0,14	0,00	-118,37	-117,23
	PSO_M_40	-155,9519571*	0,20	0,00	-156,82	-155,08
	PSO_M2_2x2	-23,5545519*	0,06	0,00	-23,80	-23,31
	PSO_M2_3x3	-43,3899894*	0,06	0,00	-43,63	-43,15
	PSO_M2_5x5	-110,2962173*	0,08	0,00	-110,60	-109,99

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

KroC100 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 26376,94 değeri ile FCM-PSO-M yöntemi ile problem 10 kümeye bölüdüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M\_10 varyantı, standart algoritmanın 16,09 saniyede 72176,43 ortalama çözüm değerine karşılık 51,50 saniyede 28744,61 ortalama çözümünü elde etmiştir.

### 6.3.2. Bier127 problemi

127 düğümüne sahip Bier127 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.34.'te verilmiştir. Tablo 6.34.'ten görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 303392,92 ve maksimum 401582,02 değerleri arasında ortalaması 363147,78 ve standart sapması 25993,39 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 353441,68 ve üst sınırı 372853,87 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.34. Bier127 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	363147,78	25993,39	4745,72	353441,68	372853,87	303392,92	401582,02
PSO_U_2	30	257518,28	19339,07	3530,81	250296,95	264739,60	216733,42	298735,41
PSO_U_3	30	226511,80	16103,57	2940,10	220498,63	232524,98	200191,55	257852,17
PSO_U_4	30	213101,03	7037,12	1284,80	210473,33	215728,74	198510,44	226810,36
PSO_U_5	30	194459,82	9371,15	1710,93	190960,57	197959,07	177099,22	212698,20
PSO_U_6	30	179252,17	7416,50	1354,06	176482,81	182021,54	165039,72	195756,70
PSO_U_7	30	184624,51	10728,27	1958,70	180618,51	188630,51	164251,23	205310,56
PSO_U_8	30	179120,29	8343,78	1523,36	176004,67	182235,91	164250,13	198526,81
PSO_U_9	30	185241,51	8316,66	1518,41	182136,02	188347,00	170787,02	200484,61



Tablo 6.34.(Devam) Bier127 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_10	30	191299,66	6746,31	1231,70	188780,54	193818,77	174444,89	205369,16
PSO_M_2	30	261274,65	14464,33	2640,81	255873,58	266675,72	233243,50	296566,81
PSO_M_3	30	218233,78	15149,88	2765,98	212576,73	223890,84	189925,23	257188,78
PSO_M_4	30	205438,45	9167,24	1673,70	202015,34	208861,55	189433,22	225406,80
PSO_M_5	30	184415,13	8580,21	1566,53	181211,22	187619,03	167835,31	201325,98
PSO_M_6	30	174408,48	7357,13	1343,22	171661,28	177155,68	159622,72	189383,47
PSO_M_7	30	167981,09	6919,40	1263,30	165397,34	170564,84	156217,31	185969,88
PSO_M_8	30	167208,53	5866,94	1071,15	165017,77	169399,28	156739,06	181958,20
PSO_M_9	30	168329,85	4489,30	819,63	166653,52	170006,19	161707,45	179710,48
PSO_M_10	30	168310,60	4916,36	897,60	166474,80	170146,40	157525,33	177424,81
PSO_M2_2x2	30	214435,38	10496,70	1916,43	210515,85	218354,92	195479,36	232819,22
PSO_M2_3x3	30	176501,67	8650,56	1579,37	173271,50	179731,84	160817,61	195807,73
PSO_M2_5x5	30	178033,18	6834,80	1247,86	175481,02	180585,33	162717,23	194075,61
Toplam	660	202674,89	45336,82	1764,73	199209,71	206140,07	156217,31	401582,02

Tablo 6.35.'te ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M\_8 varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 167208,53 ve standart sapması 5866,94 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 156217,31 değeri de ortalama çözüm kalitesi açısından ikinci sırada olan FCM-PSO-M\_7 varyantı ile elde edilmiştir.

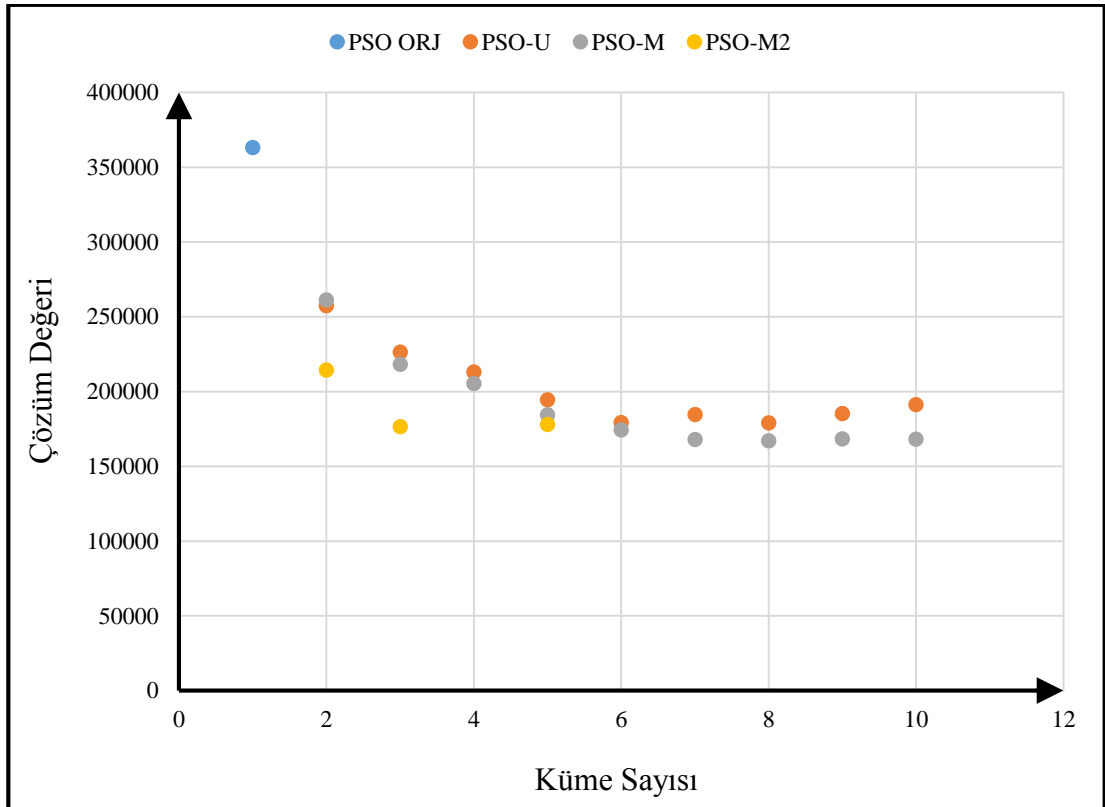
Tablo 6.35. Bier127 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_8	30	167208,53	5866,94	1071,15	165017,77	169399,28	156739,06	181958,20
PSO_M_7	30	167981,09	6919,40	1263,30	165397,34	170564,84	156217,31	185969,88
PSO_M_10	30	168310,60	4916,36	897,60	166474,80	170146,40	157525,33	177424,81
PSO_M_9	30	168329,85	4489,30	819,63	166653,52	170006,19	161707,45	179710,48
PSO_M_6	30	174408,48	7357,13	1343,22	171661,28	177155,68	159622,72	189383,47
PSO_M2_3x3	30	176501,67	8650,56	1579,37	173271,50	179731,84	160817,61	195807,73
PSO_M2_5x5	30	178033,18	6834,80	1247,86	175481,02	180585,33	162717,23	194075,61
PSO_U_8	30	179120,29	8343,78	1523,36	176004,67	182235,91	164250,13	198526,81
PSO_U_6	30	179252,17	7416,50	1354,06	176482,81	182021,54	165039,72	195756,70
PSO_M_5	30	184415,13	8580,21	1566,53	181211,22	187619,03	167835,31	201325,98
PSO_U_7	30	184624,51	10728,27	1958,70	180618,51	188630,51	164251,23	205310,56
PSO_U_9	30	185241,51	8316,66	1518,41	182136,02	188347,00	170787,02	200484,61
PSO_U_10	30	191299,66	6746,31	1231,70	188780,54	193818,77	174444,89	205369,16

Tablo 6.35.(Devam) Bier127 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_5	30	194459,82	9371,15	1710,93	190960,57	197959,07	177099,22	212698,20
PSO_M_4	30	205438,45	9167,24	1673,70	202015,34	208861,55	189433,22	225406,80
PSO_U_4	30	213101,03	7037,12	1284,80	210473,33	215728,74	198510,44	226810,36
PSO_M2_2x2	30	214435,38	10496,70	1916,43	210515,85	218354,92	195479,36	232819,22
PSO_M_3	30	218233,78	15149,88	2765,98	212576,73	223890,84	189925,23	257188,78
PSO_U_3	30	226511,80	16103,57	2940,10	220498,63	232524,98	200191,55	257852,17
PSO_U_2	30	257518,28	19339,07	3530,81	250296,95	264739,60	216733,42	298735,41
PSO_M_2	30	261274,65	14464,33	2640,81	255873,58	266675,72	233243,50	296566,81
Orijinal PSO	30	363147,78	25993,39	4745,72	353441,68	372853,87	303392,92	401582,02

Şekil 6.7.'de sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde Bier127 problemi için FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için problem 8 kümeden daha fazla kümeye bölündüğü noktada çözümün iyileşmekten ziyade kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 9 kümeye karşılık gelen 3x3 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.7. Bier127 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.36. Bier127 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	1273048161312,700	21	60621341014,891	474,685	,000
Grup İçi	81478144603,620	638	127708690,601		
Toplam	1354526305916,320	659			

Bier127 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.36.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.37.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 13,356 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.38.'de verilmektedir.

Tablo 6.37. Bier127 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
13,356	21	638	,000

Tablo 6.38. Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	105629,4993167*	5915,11	0,00	82200,55	129058,45
	PSO_U_3	136635,9723167*	5582,66	0,00	114352,53	158919,41
	PSO_U_4	150046,7423167*	4916,56	0,00	129680,61	170412,88
	PSO_U_5	168687,9573167*	5044,72	0,00	148008,06	189367,85
	PSO_U_6	183895,6059967*	4935,12	0,00	163486,18	204305,03
	PSO_U_7	178523,2700500*	5134,04	0,00	157606,04	199440,50
	PSO_U_8	184027,4862000*	4984,23	0,00	163499,90	204555,08
	PSO_U_9	177906,2700567*	4982,71	0,00	157382,39	198430,15
	PSO_U_10	171848,1200500*	4902,96	0,00	151513,23	192183,01
	PSO_M_2	101873,1283800*	5431,00	0,00	80079,09	123667,16
	PSO_M_3	144913,9929700*	5492,95	0,00	122922,97	166905,02
	PSO_M_4	157709,3278700*	5032,21	0,00	137061,50	178357,15
	PSO_M_5	178732,6481733*	4997,59	0,00	158172,04	199293,26

Tablo 6.38.(Devam) Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_6	188739,2924500*	4932,15	0,00	168336,83	209141,75
	PSO_M_7	195166,6846400*	4910,99	0,00	174813,40	215519,97
	PSO_M_8	195939,2502633*	4865,11	0,00	175689,03	216189,47
	PSO_M_9	194817,9221467*	4815,98	0,00	174672,35	214963,49
	PSO_M_10	194837,1757833*	4829,86	0,00	174662,66	215011,69
	PSO_M2_2x2	148712,3934967*	5118,06	0,00	127838,65	169586,14
	PSO_M2_3x3	186646,1059933*	5001,63	0,00	166075,44	207216,77
	PSO_M2_5x5	185114,6013000*	4907,04	0,00	164770,38	205458,82

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.38. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.39. incelendiğinde Bier127 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M\_8 ile, FCM-PSO-M\_7, FCM-PSO-M\_9 ve FCM-PSO-M\_10 hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M\_8 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M\_7 varyantına göre 772,56, FCM-PSO-M\_9 varyantına göre 1121,32 ve FCM-PSO-M\_10 varyantına göre 1102,07 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.39. Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M\_8)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M_8	Orijinal PSO	-195939,2502633*	4865,11	0,00	-216189,47	-175689,03
	PSO_U_2	-90309,7509467*	3689,72	0,00	-105537,17	-75082,33
	PSO_U_3	-59303,2779467*	3129,14	0,00	-72124,84	-46481,71
	PSO_U_4	-45892,5079467*	1672,74	0,00	-52495,94	-39289,08
	PSO_U_5	-27251,2929467*	2018,58	0,00	-35304,52	-19198,07
	PSO_U_6	-12043,6442667*	1726,51	0,00	-18868,68	-5218,61
	PSO_U_7	-17415,9802133*	2232,46	0,00	-26382,61	-8449,35

Tablo 6.39.(Devam) Bier127 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M\_8)

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
PSO_M_8	PSO_U_8	-11911,7640633*	1862,25	0,00	-19303,56	-4519,97
	PSO_U_9	-18032,9802067*	1858,20	0,00	-25407,75	-10658,21
	PSO_U_10	-24091,1302133*	1632,32	0,00	-30529,37	-17652,89
	PSO_M_2	-94066,1218833*	2849,78	0,00	-105686,38	-82445,87
	PSO_M_3	-51025,2572933*	2966,14	0,00	-63146,03	-38904,49
	PSO_M_4	-38229,9223933*	1987,12	0,00	-46149,50	-30310,34
	PSO_M_5	-17206,6020900*	1897,73	0,00	-24747,83	-9665,37
	PSO_M_6	-7199,9578133*	1718,03	0,02	-13989,89	-410,03
	PSO_M_7	-772,5656233	1656,29	1,00	-7308,62	5763,49
	PSO_M_9	-1121,3281167	1348,76	1,00	-6458,53	4215,88
	PSO_M_10	-1102,0744800	1397,52	1,00	-6618,37	4414,22
	PSO_M2_2x2	-47226,8567667*	2195,46	0,00	-56035,03	-38418,69
	PSO_M2_3x3	-9293,1442700*	1908,34	0,00	-16879,18	-1707,11
	PSO_M2_5x5	-10824,6489633*	1644,54	0,00	-17312,70	-4336,59

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.40'teki çözüm süreleri ve Tablo 6.41.'deki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 40,36 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 34,71 saniye FCM-PSO-U\_4 33,16 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.40. Bier127 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	19,03	0,18	0,03	18,96	19,10	18,78	19,70
PSO_U_2	30	25,55	0,22	0,04	25,47	25,63	25,30	26,07
PSO_U_3	30	29,12	0,22	0,04	29,04	29,21	28,76	29,68
PSO_U_4	30	33,16	0,31	0,06	33,04	33,27	32,53	33,80
PSO_U_5	30	36,36	0,26	0,05	36,26	36,46	36,03	37,21
PSO_U_6	30	43,15	0,33	0,06	43,03	43,28	42,56	43,95
PSO_U_7	30	46,71	0,20	0,04	46,64	46,78	46,36	47,12
PSO_U_8	30	51,16	0,44	0,08	51,00	51,33	50,49	52,20

Tablo 6.40.(Devam) Bier127 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_9	30	55,08	0,61	0,11	54,86	55,31	54,08	56,22
PSO_U_10	30	59,10	0,28	0,05	59,00	59,21	58,51	59,75
PSO_M_2	30	26,27	0,20	0,04	26,20	26,35	25,95	26,66
PSO_M_3	30	30,02	0,27	0,05	29,92	30,13	29,57	30,46
PSO_M_4	30	34,71	0,18	0,03	34,64	34,78	34,36	35,06
PSO_M_5	30	37,40	0,24	0,04	37,31	37,49	37,04	38,04
PSO_M_6	30	41,89	0,36	0,07	41,76	42,03	41,39	42,62
PSO_M_7	30	45,24	0,22	0,04	45,15	45,32	45,01	45,85
PSO_M_8	30	48,64	0,43	0,08	48,48	48,80	48,22	49,67
PSO_M_9	30	52,68	0,29	0,05	52,57	52,78	52,15	53,40
PSO_M_10	30	56,33	0,31	0,06	56,22	56,45	55,79	56,99
PSO_M2_2x2	30	40,36	4,13	0,75	38,82	41,90	18,85	41,96
PSO_M2_3x3	30	63,49	0,61	0,11	63,26	63,72	62,69	64,82
PSO_M2_5x5	30	130,66	0,79	0,14	130,37	130,95	129,22	131,90
Toplam	660	45,73	21,89	0,85	44,06	47,41	18,78	131,90

Tablo 6.41. Bier127 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	19,03	0,18	0,03	18,96	19,10	18,78	19,70
PSO_U_2	30	25,55	0,22	0,04	25,47	25,63	25,30	26,07
PSO_M_2	30	26,27	0,20	0,04	26,20	26,35	25,95	26,66
PSO_U_3	30	29,12	0,22	0,04	29,04	29,21	28,76	29,68
PSO_M_3	30	30,02	0,27	0,05	29,92	30,13	29,57	30,46
PSO_U_4	30	33,16	0,31	0,06	33,04	33,27	32,53	33,80
PSO_M_4	30	34,71	0,18	0,03	34,64	34,78	34,36	35,06
PSO_U_5	30	36,36	0,26	0,05	36,26	36,46	36,03	37,21
PSO_M_5	30	37,40	0,24	0,04	37,31	37,49	37,04	38,04
PSO_M2_2x2	30	40,36	4,13	0,75	38,82	41,90	18,85	41,96
PSO_M_6	30	41,89	0,36	0,07	41,76	42,03	41,39	42,62
PSO_U_6	30	43,15	0,33	0,06	43,03	43,28	42,56	43,95
PSO_M_7	30	45,24	0,22	0,04	45,15	45,32	45,01	45,85
PSO_U_7	30	46,71	0,20	0,04	46,64	46,78	46,36	47,12
PSO_M_8	30	48,64	0,43	0,08	48,48	48,80	48,22	49,67
PSO_U_8	30	51,16	0,44	0,08	51,00	51,33	50,49	52,20
PSO_M_9	30	52,68	0,29	0,05	52,57	52,78	52,15	53,40
PSO_U_9	30	55,08	0,61	0,11	54,86	55,31	54,08	56,22
PSO_M_10	30	56,33	0,31	0,06	56,22	56,45	55,79	56,99
PSO_U_10	30	59,10	0,28	0,05	59,00	59,21	58,51	59,75
PSO_M2_3x3	30	63,49	0,61	0,11	63,26	63,72	62,69	64,82
PSO_M2_5x5	30	130,66	0,79	0,14	130,37	130,95	129,22	131,90

Tablo 6.42. Bier127 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	315089,267	21	15004,251	16607,284	,000
Grup İçi	576,416	638	,903		
Toplam	315665,683	659			

Bier127 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.42.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.43.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 4,020 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.44.'te verilmektedir.

Tablo 6.43. Bier127 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
4,020	21	638	,000

Tablo 6.44.'teki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 19,03 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_8 varyantı ortalama 51,16 saniye, FCM-PSO-M\_8 ortalama 48,64 saniye, FCM-PSO-M2 (3x3) 63,49 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.44. Bier127 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-6,5221242*	,0529022	0,000	-6,731025	-6,313224
	PSO_U_3	-10,0963171*	,0527345	0,000	-10,304529	-9,888106
	PSO_U_4	-14,1303931*	,0656386	0,000	-14,392871	-13,867915
	PSO_U_5	-17,3319844*	,0588891	0,000	-17,565831	-17,098137
	PSO_U_6	-24,1270132*	,0682087	0,000	-24,400472	-23,853555
	PSO_U_7	-27,6834892*	,0493602	0,000	-27,877995	-27,488983

Tablo 6.44.(Devam) Bier127 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
Orijinal PSO	PSO_U_8	-32,1344888*	,0866586	0,000	-32,487213	-31,781765
	PSO_U_9	-36,0576837*	,1167651	0,000	-36,539716	-35,575651
	PSO_U_10	-40,0774420*	,0612502	0,000	-40,321261	-39,833623
	PSO_M_2	-7,2454440*	,0497949	0,000	-7,441696	-7,049192
	PSO_M_3	-10,9970792*	,0598191	0,000	-11,234847	-10,759311
	PSO_M_4	-15,6810556*	,0470711	0,000	-15,866484	-15,495627
	PSO_M_5	-18,3744434*	,0545564	0,000	-18,590175	-18,158712
	PSO_M_6	-22,8641538*	,0739430	0,000	-23,162195	-22,566112
	PSO_M_7	-26,2095443*	,0530416	0,000	-26,419018	-26,000070
	PSO_M_8	-29,6087313*	,0854201	0,000	-29,956127	-29,261336
	PSO_M_9	-33,6492294*	,0625590	0,000	-33,898599	-33,399860
	PSO_M_10	-37,3042228*	,0659322	0,000	-37,567954	-37,040492
	PSO_M2_2x2	-21,3359096*	,7545303	0,000	-24,515107	-18,156712
	PSO_M2_3x3	-44,4643724*	,1168194	0,000	-44,946638	-43,982107
	PSO_M2_5x5	-111,6326970*	,1475790	0,000	-112,246444	-111,018950

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Bier127 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 363147,78 değeri ile FCM-PSO-M yöntemi ile problem 10 kümeye bölüldüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M\_10 varyantı, standart algoritmanın 19,03 saniyede 72176,43 ortalama çözüm değerine karşılık 56,33 saniyede 168310,60 ortalama çözümünü elde etmiştir.

### 6.3.3. KroA150 problemi

150 düğüme sahip KroA150 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.45.'te verilmiştir. Tablo 6.45.'ten görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 121623,53 ve maksimum 153748,67 değerleri arasında ortalaması 136269 ve standart sapması 8771,23 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 132993,77 ve üst sınırı 139544,23 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.46.'da ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M\_10 varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 39488,62 ve standart sapması 1576,18 ile en iyi ortalama



sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 36065,32 değeri de yine FCM-PSO-M\_10 varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.45. KroA150 problemi çözüm değerleri

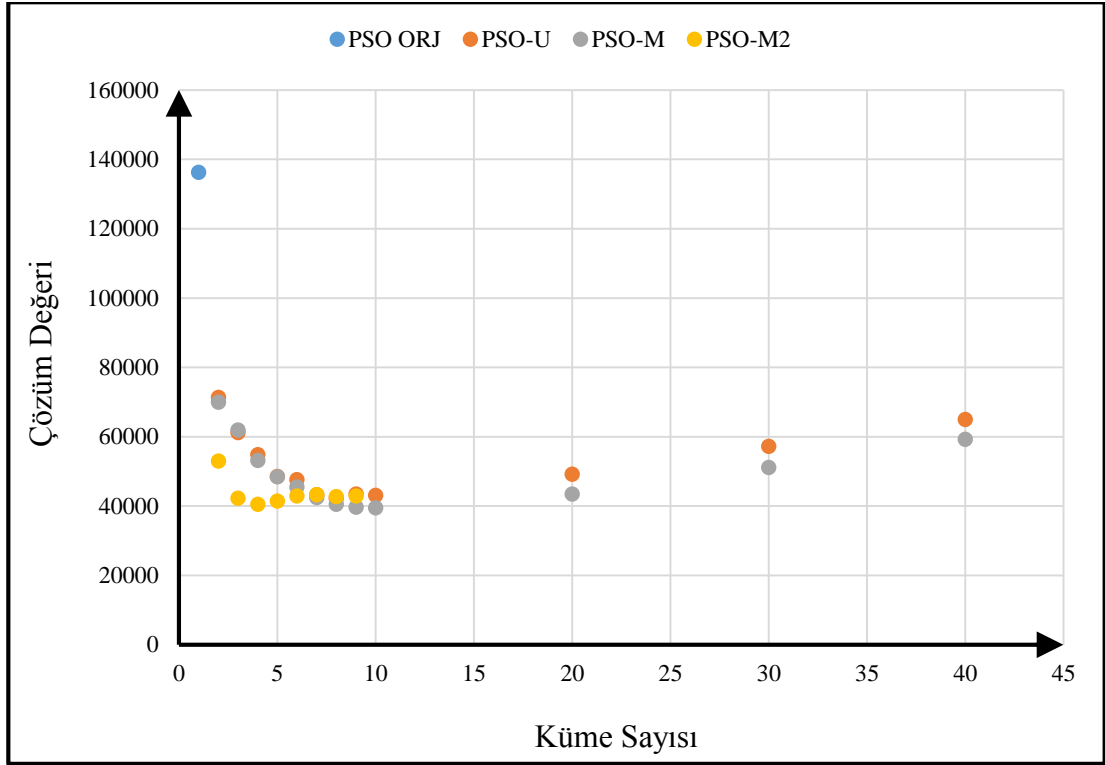
Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	136269,00	8771,23	1601,40	132993,77	139544,23	121623,53	153748,67
PSO_U_2	30	71318,23	5635,93	1028,98	69213,74	73422,72	60504,79	84077,26
PSO_U_3	30	61207,55	3824,42	698,24	59779,49	62635,61	53369,84	68632,33
PSO_U_4	30	54825,44	2963,45	541,05	53718,87	55932,01	49795,20	60046,15
PSO_U_5	30	48544,86	2429,43	443,55	47637,70	49452,03	43974,66	53545,32
PSO_U_6	30	47572,17	2896,15	528,76	46490,73	48653,61	41856,38	53503,93
PSO_U_7	30	43310,31	2115,28	386,20	42520,45	44100,17	38653,64	47168,44
PSO_U_8	30	42230,71	1972,43	360,11	41494,20	42967,23	38919,23	46317,19
PSO_U_9	30	43462,25	2445,85	446,55	42548,96	44375,55	38630,48	47615,32
PSO_U_10	30	43117,37	2065,59	377,12	42346,07	43888,67	40536,89	48070,89
PSO_U_20	30	49206,75	4171,26	761,57	47649,17	50764,33	42325,65	58890,14
PSO_U_30	30	57180,26	4364,36	796,82	55550,59	58809,94	46490,27	64767,43
PSO_U_40	30	64936,70	5973,34	1090,58	62706,22	67167,18	53833,56	77074,19
PSO_M_2	30	69937,49	4582,49	836,64	68226,36	71648,62	61746,21	81145,05
PSO_M_3	30	61925,94	3342,07	610,18	60677,99	63173,89	55495,39	69152,63
PSO_M_4	30	53174,58	2320,39	423,64	52308,13	54041,03	46786,48	56621,81
PSO_M_5	30	48445,97	2927,13	534,42	47352,96	49538,98	41789,71	54629,43
PSO_M_6	30	45510,04	2009,78	366,93	44759,58	46260,50	41764,68	49347,02
PSO_M_7	30	42447,45	1949,46	355,92	41719,51	43175,39	38948,55	48512,01
PSO_M_8	30	40468,61	1802,79	329,14	39795,44	41141,79	37516,34	43597,19
PSO_M_9	30	39657,04	1341,93	245,00	39155,95	40158,12	36183,99	42664,16
PSO_M_10	30	39448,62	1576,18	287,77	38860,07	40037,18	36065,32	43058,32
PSO_M_20	30	43464,09	3798,19	693,45	42045,82	44882,36	38012,98	51991,79
PSO_M_30	30	51100,55	4379,77	799,63	49465,11	52735,98	44254,41	59917,71
PSO_M_40	30	59242,11	4605,46	840,84	57522,40	60961,81	46988,48	68815,19
PSO_M2_2x2	30	52984,28	2598,37	474,40	52014,03	53954,53	47913,03	58433,96
PSO_M2_3x3	30	42238,50	1986,29	362,65	41496,81	42980,19	38406,88	45826,07
PSO_M2_4x4	30	40509,22	1527,74	278,93	39938,76	41079,69	36631,53	43327,59
PSO_M2_5x5	30	41450,51	1886,64	344,45	40746,02	42154,99	37044,14	44194,78
PSO_M2_6x6	30	42927,83	1588,29	289,98	42334,76	43520,91	40399,73	47566,78
PSO_M2_7x7	30	43232,11	1687,53	308,10	42601,98	43862,24	39136,03	45999,90
PSO_M2_8x8	30	42752,74	1480,66	270,33	42199,85	43305,63	40356,45	45639,45
PSO_M2_9x9	15	42934,58	1196,07	308,82	42272,22	43596,94	41218,30	44859,88
Toplam	975	51863,59	17768,70	569,05	50746,87	52980,30	36065,32	153748,67

Tablo 6.46. KroA150 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_10	30	39448,62	1576,18	287,77	38860,07	40037,18	36065,32	43058,32
PSO_M_9	30	39657,04	1341,93	245,00	39155,95	40158,12	36183,99	42664,16
PSO_M_8	30	40468,61	1802,79	329,14	39795,44	41141,79	37516,34	43597,19
PSO_M2_4x4	30	40509,22	1527,74	278,93	39938,76	41079,69	36631,53	43327,59
PSO_M2_5x5	30	41450,51	1886,64	344,45	40746,02	42154,99	37044,14	44194,78
PSO_U_8	30	42230,71	1972,43	360,11	41494,20	42967,23	38919,23	46317,19
PSO_M2_3x3	30	42238,50	1986,29	362,65	41496,81	42980,19	38406,88	45826,07
PSO_M_7	30	42447,45	1949,46	355,92	41719,51	43175,39	38948,55	48512,01
PSO_M2_8x8	30	42752,74	1480,66	270,33	42199,85	43305,63	40356,45	45639,45
PSO_M2_6x6	30	42927,83	1588,29	289,98	42334,76	43520,91	40399,73	47566,78
PSO_M2_9x9	15	42934,58	1196,07	308,82	42272,22	43596,94	41218,30	44859,88
PSO_U_10	30	43117,37	2065,59	377,12	42346,07	43888,67	40536,89	48070,89
PSO_M2_7x7	30	43232,11	1687,53	308,10	42601,98	43862,24	39136,03	45999,90
PSO_U_7	30	43310,31	2115,28	386,20	42520,45	44100,17	38653,64	47168,44
PSO_U_9	30	43462,25	2445,85	446,55	42548,96	44375,55	38630,48	47615,32
PSO_M_20	30	43464,09	3798,19	693,45	42045,82	44882,36	38012,98	51991,79
PSO_M_6	30	45510,04	2009,78	366,93	44759,58	46260,50	41764,68	49347,02
PSO_U_6	30	47572,17	2896,15	528,76	46490,73	48653,61	41856,38	53503,93
PSO_M_5	30	48445,97	2927,13	534,42	47352,96	49538,98	41789,71	54629,43
PSO_U_5	30	48544,86	2429,43	443,55	47637,70	49452,03	43974,66	53545,32
PSO_U_20	30	49206,75	4171,26	761,57	47649,17	50764,33	42325,65	58890,14
PSO_M_30	30	51100,55	4379,77	799,63	49465,11	52735,98	44254,41	59917,71
PSO_M2_2x2	30	52984,28	2598,37	474,40	52014,03	53954,53	47913,03	58433,96
PSO_M_4	30	53174,58	2320,39	423,64	52308,13	54041,03	46786,48	56621,81
PSO_U_4	30	54825,44	2963,45	541,05	53718,87	55932,01	49795,20	60046,15
PSO_U_30	30	57180,26	4364,36	796,82	55550,59	58809,94	46490,27	64767,43
PSO_M_40	30	59242,11	4605,46	840,84	57522,40	60961,81	46988,48	68815,19
PSO_U_3	30	61207,55	3824,42	698,24	59779,49	62635,61	53369,84	68632,33
PSO_M_3	30	61925,94	3342,07	610,18	60677,99	63173,89	55495,39	69152,63
PSO_U_40	30	64936,70	5973,34	1090,58	62706,22	67167,18	53833,56	77074,19
PSO_M_2	30	69937,49	4582,49	836,64	68226,36	71648,62	61746,21	81145,05
PSO_U_2	30	71318,23	5635,93	1028,98	69213,74	73422,72	60504,79	84077,26
Orijinal PSO	30	136269,00	8771,23	1601,40	132993,77	139544,23	121623,53	153748,67

Şekil 6.8.'de sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde KroA150 problemi için FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için problem 10 kümeden daha fazla kümeye bölüdüğü noktada çözümün iyileşmekten ziyade kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 yöntemi

için de, efektif olarak 16 kümeye karşılık gelen 4x4 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.8. KroA150 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.47.KroA150 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	296547119305,699	32	9267097478,303	795,728	0,000
Grup İçi	10970586619,268	942	11646057,982		
Toplam	307517705924,967	974			

KroA150 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.47.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.48.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 12,554 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.49.'da verilmektedir.

Tablo 6.48. KroA150 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
12,554	32	942	,000

Tablo 6.49. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.49. KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	64950,7671267*	1903,49	0,00	56877,73	73023,80
	PSO_U_3	75061,4443400*	1747,00	0,00	67489,27	82633,62
	PSO_U_4	81443,5542367*	1690,33	0,00	74022,60	88864,51
	PSO_U_5	87724,1362670*	1661,69	0,00	80371,30	95076,97
	PSO_U_6	88696,8261123*	1686,44	0,00	81285,48	96108,17
	PSO_U_7	92958,6913457*	1647,31	0,00	85637,64	100279,74
	PSO_U_8	94038,2832733*	1641,39	0,00	86729,82	101346,75
	PSO_U_9	92806,7452510*	1662,49	0,00	85452,08	100161,41
	PSO_U_10	93151,6265023*	1645,21	0,00	85835,08	100468,17
	PSO_U_20	87062,2475957*	1773,26	0,00	79413,66	94710,84
	PSO_U_30	79088,7341847*	1788,69	0,00	71393,62	86783,85
	PSO_U_40	71332,2990287*	1937,48	0,00	63138,54	79526,06
	PSO_M_2	66331,5043663*	1806,78	0,00	58580,38	74082,63
	PSO_M_3	74343,0576223*	1713,71	0,00	66862,18	81823,94
	PSO_M_4	83094,4205120*	1656,49	0,00	75753,28	90435,56
	PSO_M_5	87823,0288460*	1688,22	0,00	80407,30	95238,76
	PSO_M_6	90758,9577517*	1642,90	0,00	83447,31	98070,60
	PSO_M_7	93821,5452530*	1640,48	0,00	86514,99	101128,10
	PSO_M_8	95800,3850957*	1634,88	0,00	88505,41	103095,36
	PSO_M_9	96611,9624400*	1620,03	0,00	89346,28	103877,64
	PSO_M_10	96820,3754603*	1627,05	0,00	89541,10	104099,65
	PSO_M_20	92804,9085330*	1745,10	0,00	85238,14	100371,68
	PSO_M_30	85168,4521527*	1789,94	0,00	77469,50	92867,40
	PSO_M_40	77026,8922577*	1808,73	0,00	69269,66	84784,13
PSO_M2_2x2	83284,7150437*	1670,19	0,00	75912,31	90657,12	

Tablo 6.49.(Devam) KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M2_3x3	94030,4962950*	1641,95	0,00	86720,86	101340,14
	PSO_M2_4x4	95759,7748090*	1625,51	0,00	88483,53	103036,02
	PSO_M2_5x5	94818,4919967*	1638,03	0,00	87517,04	102119,94
	PSO_M2_6x6	93341,1662170*	1627,44	0,00	86061,12	100621,21
	PSO_M2_7x7	93036,8878303*	1630,77	0,00	85750,22	100323,55
	PSO_M2_8x8	93516,2574907*	1624,06	0,00	86242,84	100789,68
	PSO_M2_9x9	93334,4177773*	1630,91	0,00	86045,93	100622,90

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.50. incelendiğinde KroA150 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M\_10 ile, FCM-PSO-M\_8, FCM-PSO-M\_9 ve FCM-PSO-M2 (4x4) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M\_10 varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M\_8 varyantına göre 1019,99, FCM-PSO-M\_9 varyantına göre 208,41 ve FCM-PSO-M2 (4x4) varyantına göre 1060,60 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.50. KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M\_10)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M_10	Orijinal PSO	-96820,3754603*	1627,05	0,00	-104099,65	-89541,10
	PSO_U_2	-31869,6083337*	1068,46	0,00	-36595,84	-27143,37
	PSO_U_3	-21758,9311203*	755,22	0,00	-25042,33	-18475,53
	PSO_U_4	-15376,8212237*	612,82	0,00	-18003,12	-12750,52
	PSO_U_5	-9096,2391933*	528,72	0,00	-11337,55	-6854,93
	PSO_U_6	-8123,5493480*	602,00	0,00	-10700,07	-5547,03
	PSO_U_7	-3861,6841147*	481,62	0,00	-5890,61	-1832,76
	PSO_U_8	-2782,0921870*	460,97	0,00	-4719,27	-844,91
	PSO_U_9	-4013,6302093*	531,24	0,00	-6266,38	-1760,88
	PSO_U_10	-3668,7489580*	474,38	0,00	-5665,37	-1672,13
	PSO_U_20	-9758,1278647*	814,12	0,00	-13313,50	-6202,76
	PSO_U_30	-17731,6412757*	847,19	0,00	-21439,60	-14023,68
	PSO_U_40	-25488,0764317*	1127,91	0,00	-30487,09	-20489,07
	PSO_M_2	-30488,8710940*	884,75	0,00	-34370,02	-26607,72
	PSO_M_3	-22477,3178380*	674,63	0,00	-25388,57	-19566,06
	PSO_M_4	-13725,9549483*	512,14	0,00	-15892,09	-11559,82
	PSO_M_5	-8997,3466143*	606,97	0,00	-11596,74	-6397,95

Tablo 6.50.(Devam) KroA150 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M<sub>10</sub>)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M_10	PSO_M_6	-6061,4177087*	466,32	0,00	-8022,25	-4100,59
	PSO_M_7	-2998,8302073*	457,70	0,00	-4921,60	-1076,06
	PSO_M_8	-1019,9903647	437,20	1,00	-2853,12	813,14
	PSO_M_9	-208,4130203	377,94	1,00	-1793,94	1377,12
	PSO_M_20	-4015,4669273*	750,79	0,00	-7278,43	-752,50
	PSO_M_30	-11651,9233077*	849,84	0,00	-15372,10	-7931,75
	PSO_M_40	-19793,4832027*	888,72	0,00	-23692,91	-15894,05
	PSO_M2_2x2	-13535,6604167*	554,85	0,00	-15896,04	-11175,28
	PSO_M2_3x3	-2789,8791653*	462,95	0,00	-4735,81	-843,95
	PSO_M2_4x4	-1060,6006513	400,76	1,00	-2738,85	617,65
	PSO_M2_5x5	-2001,8834637*	448,84	0,02	-3885,73	-118,04
	PSO_M2_6x6	-3479,2092433*	408,53	0,00	-5189,89	-1768,53
	PSO_M2_7x7	-3783,4876300*	421,59	0,00	-5549,43	-2017,55
	PSO_M2_8x8	-3304,1179697*	394,83	0,00	-4957,88	-1650,36
PSO_M2_9x9	-3485,9576830*	422,12	0,00	-5337,28	-1634,63	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.51.'deki çözüm süreleri ve Tablo 6.52.'deki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 varyantı iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 44,67 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 35,38 saniye FCM-PSO-U\_4 36,52 saniye ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.51. KroA150 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	21,83	0,35	0,06	21,70	21,97	21,33	22,72
PSO_U_2	30	29,27	0,27	0,05	29,17	29,37	28,86	29,88
PSO_U_3	30	32,73	0,22	0,04	32,65	32,82	32,33	33,15
PSO_U_4	30	36,52	0,20	0,04	36,45	36,60	36,09	36,88
PSO_U_5	30	40,36	0,27	0,05	40,26	40,46	39,75	41,11
PSO_U_6	30	45,04	0,24	0,04	44,95	45,13	44,61	45,62
PSO_U_7	30	49,09	0,37	0,07	48,95	49,23	48,51	49,81
PSO_U_8	30	53,11	0,36	0,07	52,97	53,24	52,39	54,03
PSO_U_9	30	57,06	0,47	0,09	56,88	57,23	56,35	58,18

Tablo 6.51.(Devam) KroA150 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_10	30	59,54	0,54	0,10	59,34	59,74	58,83	61,18
PSO_U_20	30	102,15	2,79	0,51	101,11	103,19	98,36	107,67
PSO_U_30	30	136,87	1,35	0,25	136,37	137,38	135,02	141,04
PSO_U_40	30	178,20	2,43	0,44	177,29	179,11	173,62	182,47
PSO_M_2	30	28,68	0,32	0,06	28,56	28,80	28,13	29,68
PSO_M_3	30	31,87	0,29	0,05	31,76	31,98	31,48	32,60
PSO_M_4	30	35,38	0,22	0,04	35,30	35,47	35,08	35,79
PSO_M_5	30	38,86	0,29	0,05	38,75	38,96	38,48	39,78
PSO_M_6	30	42,66	0,26	0,05	42,57	42,76	42,16	43,27
PSO_M_7	30	46,64	0,76	0,14	46,35	46,92	45,69	47,95
PSO_M_8	30	50,20	0,42	0,08	50,05	50,36	49,36	50,95
PSO_M_9	30	53,85	0,69	0,13	53,59	54,11	52,85	55,27
PSO_M_10	30	57,37	0,55	0,10	57,16	57,57	56,39	58,29
PSO_M_20	30	102,06	0,61	0,11	101,83	102,29	100,23	102,75
PSO_M_30	30	141,61	1,41	0,26	141,08	142,13	138,96	143,01
PSO_M_40	30	180,60	3,52	0,64	179,28	181,91	177,97	189,56
PSO_M2_2x2	30	44,67	0,87	0,16	44,34	44,99	43,40	46,43
PSO_M2_3x3	30	62,43	2,11	0,39	61,64	63,22	60,73	66,18
PSO_M2_4x4	30	98,68	0,58	0,11	98,46	98,89	97,53	100,69
PSO_M2_5x5	30	134,51	4,99	0,91	132,65	136,38	127,96	155,26
PSO_M2_6x6	30	182,69	1,48	0,27	182,14	183,24	180,17	185,16
PSO_M2_7x7	30	237,25	2,16	0,39	236,44	238,05	232,43	241,86
PSO_M2_8x8	30	296,57	3,37	0,62	295,31	297,83	292,97	304,66
PSO_M2_9x9	15	362,93	3,47	0,90	361,01	364,86	358,25	372,31
Toplam	975	88,92	74,68	2,39	84,22	93,61	21,33	372,31

Tablo 6.52. KroA150 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	21,83	0,35	0,06	21,70	21,97	21,33	22,72
PSO_M_2	30	28,68	0,32	0,06	28,56	28,80	28,13	29,68
PSO_U_2	30	29,27	0,27	0,05	29,17	29,37	28,86	29,88
PSO_M_3	30	31,87	0,29	0,05	31,76	31,98	31,48	32,60
PSO_U_3	30	32,73	0,22	0,04	32,65	32,82	32,33	33,15
PSO_M_4	30	35,38	0,22	0,04	35,30	35,47	35,08	35,79
PSO_U_4	30	36,52	0,20	0,04	36,45	36,60	36,09	36,88
PSO_M_5	30	38,86	0,29	0,05	38,75	38,96	38,48	39,78
PSO_U_5	30	40,36	0,27	0,05	40,26	40,46	39,75	41,11
PSO_M_6	30	42,66	0,26	0,05	42,57	42,76	42,16	43,27
PSO_M2_2x2	30	44,67	0,87	0,16	44,34	44,99	43,40	46,43

Tablo 6.52.(Devam) KroA150 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_6	30	45,04	0,24	0,04	44,95	45,13	44,61	45,62
PSO_M_7	30	46,64	0,76	0,14	46,35	46,92	45,69	47,95
PSO_U_7	30	49,09	0,37	0,07	48,95	49,23	48,51	49,81
PSO_M_8	30	50,20	0,42	0,08	50,05	50,36	49,36	50,95
PSO_U_8	30	53,11	0,36	0,07	52,97	53,24	52,39	54,03
PSO_M_9	30	53,85	0,69	0,13	53,59	54,11	52,85	55,27
PSO_U_9	30	57,06	0,47	0,09	56,88	57,23	56,35	58,18
PSO_M_10	30	57,37	0,55	0,10	57,16	57,57	56,39	58,29
PSO_U_10	30	59,54	0,54	0,10	59,34	59,74	58,83	61,18
PSO_M2_3x3	30	62,43	2,11	0,39	61,64	63,22	60,73	66,18
PSO_M2_4x4	30	98,68	0,58	0,11	98,46	98,89	97,53	100,69
PSO_M_20	30	102,06	0,61	0,11	101,83	102,29	100,23	102,75
PSO_U_20	30	102,15	2,79	0,51	101,11	103,19	98,36	107,67
PSO_M2_5x5	30	134,51	4,99	0,91	132,65	136,38	127,96	155,26
PSO_U_30	30	136,87	1,35	0,25	136,37	137,38	135,02	141,04
PSO_M_30	30	141,61	1,41	0,26	141,08	142,13	138,96	143,01
PSO_U_40	30	178,20	2,43	0,44	177,29	179,11	173,62	182,47
PSO_M_40	30	180,60	3,52	0,64	179,28	181,91	177,97	189,56
PSO_M2_6x6	30	182,69	1,48	0,27	182,14	183,24	180,17	185,16
PSO_M2_7x7	30	237,25	2,16	0,39	236,44	238,05	232,43	241,86
PSO_M2_8x8	30	296,57	3,37	0,62	295,31	297,83	292,97	304,66
PSO_M2_9x9	15	362,93	3,47	0,90	361,01	364,86	358,25	372,31

Tablo 6.53. KroA150 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	5429557,326	32	169673,666	62732,066	0,000
Grup İçi	2547,861	942	2,705		
Toplam	5432105,187	974			

KroA150 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.53.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.54.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 22,792 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit



olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.55.'te verilmektedir.

Tablo 6.54. KroA150 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
22,792	32	942	,000

Tablo 6.55.'teki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 21,83 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_9 varyantı ortalama 57,06 saniye, FCM-PSO-M\_10 ortalama 57,37 saniye, FCM-PSO-M2 (4x4) 98,68 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.55. KroA150 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-7,4370205*	0,08	0,00	-7,78	-7,10
	PSO_U_3	-10,8983386*	0,08	0,00	-11,22	-10,58
	PSO_U_4	-14,6884021*	0,07	0,00	-15,00	-14,37
	PSO_U_5	-18,5267256*	0,08	0,00	-18,87	-18,19
	PSO_U_6	-23,2095178*	0,08	0,00	-23,54	-22,88
	PSO_U_7	-27,2577182*	0,09	0,00	-27,65	-26,87
	PSO_U_8	-31,2712900*	0,09	0,00	-31,65	-30,89
	PSO_U_9	-35,2211621*	0,11	0,00	-35,67	-34,77
	PSO_U_10	-37,7077831*	0,12	0,00	-38,21	-37,21
	PSO_U_20	-80,3142717*	0,51	0,00	-82,62	-78,01
	PSO_U_30	-115,0394466*	0,25	0,00	-116,17	-113,91
	PSO_U_40	-156,3662132*	0,45	0,00	-158,38	-154,36
	PSO_M_2	-6,8453225*	0,09	0,00	-7,21	-6,48
	PSO_M_3	-10,0395241*	0,08	0,00	-10,39	-9,69
	PSO_M_4	-13,5494416*	0,08	0,00	-13,87	-13,23
	PSO_M_5	-17,0223936*	0,08	0,00	-17,37	-16,68
	PSO_M_6	-20,8307747*	0,08	0,00	-21,17	-20,49
	PSO_M_7	-24,8039169*	0,15	0,00	-25,46	-24,14
	PSO_M_8	-28,3690976*	0,10	0,00	-28,79	-27,95
	PSO_M_9	-32,0169453*	0,14	0,00	-32,62	-31,41
PSO_M_10	-35,5310892*	0,12	0,00	-36,03	-35,03	
PSO_M_20	-80,2242316*	0,13	0,00	-80,77	-79,68	
PSO_M_30	-119,7724013*	0,26	0,00	-120,95	-118,60	

Tablo 6.55.(Devam) KroA150 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_40	-158,7632034*	0,65	0,00	-161,67	-155,86
	PSO_M2_2x2	-22,8341961*	0,17	0,00	-23,58	-22,09
	PSO_M2_3x3	-40,5954260*	0,39	0,00	-42,34	-38,85
	PSO_M2_4x4	-76,8411132*	0,12	0,00	-77,37	-76,31
	PSO_M2_5x5	-112,6809548*	0,91	0,00	-116,80	-108,56
	PSO_M2_6x6	-160,8536799*	0,28	0,00	-162,09	-159,62
	PSO_M2_7x7	-215,4138466*	0,40	0,00	-217,20	-213,62
	PSO_M2_8x8	-274,7355132*	0,62	0,00	-277,52	-271,95
	PSO_M2_9x9	-341,0983799*	0,90	0,00	-345,92	-336,28

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

KroA150 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 36065,32 değeri ile FCM-PSO-M yöntemi ile problem 10 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M\_10 yöntemi, standart algoritmanın 21,83 saniyede 136268,99 ortalama çözüm değerine karşılık 57,36 saniyede 39448,62 ortalama çözümünü elde etmiştir.

#### 6.3.4. Linhp318 problemi

318 düğüme sahip Linhp318 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.56.'da verilmiştir. Tablo 6.56.'dan görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 363169,82 ve maksimum 467630,57 değerleri arasında ortalaması 401460,89 ve standart sapması 24254,21 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 392404,22 ve üst sınırı 410517,56 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.56. Linhp318 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	401460,89	24254,21	4428,19	392404,22	410517,56	363169,82	467630,57
PSO_U_2	30	232248,36	11026,59	2013,17	228130,96	236365,76	208508,39	256611,89
PSO_U_3	30	165432,27	9312,93	1700,30	161954,76	168909,77	153935,31	188378,27
PSO_U_4	30	131275,63	6800,15	1241,53	128736,41	133814,85	116476,98	145333,94
PSO_U_5	30	109543,70	5265,02	961,26	107577,71	111509,69	97272,22	120634,04
PSO_U_6	30	100285,75	4510,61	823,52	98601,46	101970,04	90204,67	109768,88

Tablo 6.56.(Devam) Linhp318 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_7	30	93761,14	4403,32	803,93	92116,91	95405,37	83073,46	104296,16
PSO_U_8	30	87676,31	4478,38	817,64	86004,05	89348,56	79163,77	94994,43
PSO_U_9	30	83815,36	3657,95	667,85	82449,46	85181,26	75636,46	92742,63
PSO_U_10	30	83085,38	3538,87	646,11	81763,95	84406,82	78281,78	91037,58
PSO_U_20	30	80308,27	4887,04	892,25	78483,41	82133,12	70547,88	88518,70
PSO_U_30	30	87506,49	5976,76	1091,20	85274,73	89738,24	75636,57	98256,80
PSO_U_40	30	94738,42	5130,26	936,65	92822,75	96654,09	85237,63	107910,39
PSO_M_2	30	230226,45	12430,65	2269,52	225584,76	234868,13	204481,30	254869,75
PSO_M_3	30	167766,64	11138,83	2033,66	163607,33	171925,95	144043,89	186718,77
PSO_M_4	30	131344,97	6414,89	1171,19	128949,61	133740,33	111624,70	141515,09
PSO_M_5	30	106464,19	5268,75	961,94	104496,81	108431,58	95697,23	119643,52
PSO_M_6	30	98242,37	3787,91	691,57	96827,95	99656,80	92271,16	104863,59
PSO_M_7	30	90390,76	4092,81	747,24	88862,47	91919,04	83413,88	99170,73
PSO_M_8	30	85930,96	3381,49	617,37	84668,29	87193,63	76419,95	90988,13
PSO_M_9	30	80925,85	4104,58	749,39	79393,18	82458,53	73125,51	93743,21
PSO_M_10	30	78302,67	3590,56	655,54	76961,94	79643,41	68622,92	84918,02
PSO_M_20	30	71287,46	3557,83	649,57	69958,94	72615,98	64923,22	80678,91
PSO_M_30	30	78572,66	5203,74	950,07	76629,55	80515,77	68889,51	86227,34
PSO_M_40	30	85293,96	5453,19	995,61	83257,70	87330,22	71206,50	93650,55
PSO_M2_2x2	30	130860,32	7865,65	1436,07	127923,24	133797,41	118527,88	148064,05
PSO_M2_3x3	30	87056,61	3582,06	653,99	85719,04	88394,17	81795,62	97640,93
PSO_M2_4x4	30	71501,15	2347,25	428,55	70624,68	72377,63	66784,45	77047,91
PSO_M2_5x5	30	64939,90	1562,95	285,35	64356,29	65523,52	62536,39	68019,45
PSO_M2_6x6	30	65525,50	1322,04	241,37	65031,85	66019,16	62947,06	67953,84
PSO_M2_7x7	30	66028,35	1911,26	348,95	65314,67	66742,02	62071,36	69208,39
PSO_M2_8x8	30	69877,30	1399,34	255,48	69354,78	70399,83	67194,55	73289,48
PSO_M2_9x9	30	71785,33	2063,49	376,74	71014,81	72555,86	67708,16	75888,85
PSO_M2_10x10	30	73607,44	2033,99	371,35	72847,93	74366,94	70462,05	78091,14
Toplam	1020	110502,02	65553,16	2052,55	106474,32	114529,73	62071,36	467630,57

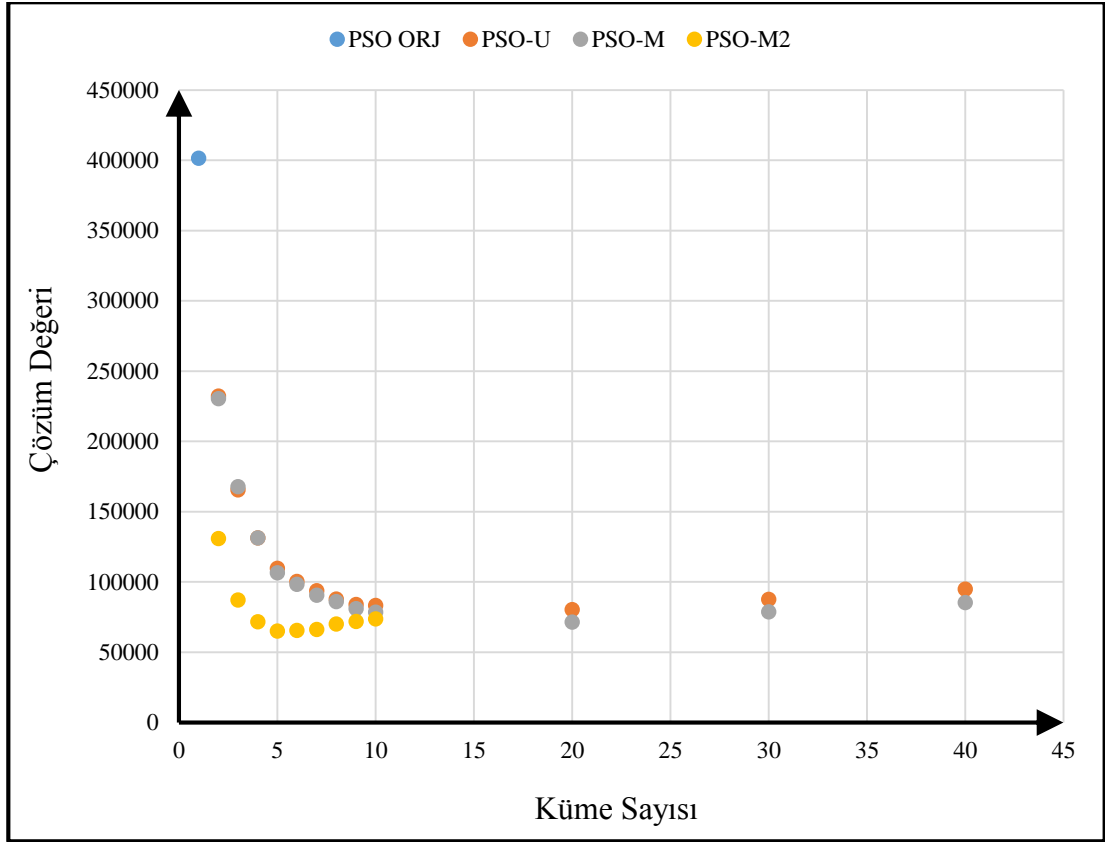
Tablo 6.57.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (5x5) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 64339,90 ve standart sapması 1562,95 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 62071,35 değeri ise FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.57. Linhp318 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_5x5	30	64939,90	1562,95	285,35	64356,29	65523,52	62536,39	68019,45
PSO_M2_6x6	30	65525,50	1322,04	241,37	65031,85	66019,16	62947,06	67953,84
PSO_M2_7x7	30	66028,35	1911,26	348,95	65314,67	66742,02	62071,36	69208,39
PSO_M2_8x8	30	69877,30	1399,34	255,48	69354,78	70399,83	67194,55	73289,48
PSO_M_20	30	71287,46	3557,83	649,57	69958,94	72615,98	64923,22	80678,91
PSO_M2_4x4	30	71501,15	2347,25	428,55	70624,68	72377,63	66784,45	77047,91
PSO_M2_9x9	30	71785,33	2063,49	376,74	71014,81	72555,86	67708,16	75888,85
PSO_M2_10x10	30	73607,44	2033,99	371,35	72847,93	74366,94	70462,05	78091,14
PSO_M_10	30	78302,67	3590,56	655,54	76961,94	79643,41	68622,92	84918,02
PSO_M_30	30	78572,66	5203,74	950,07	76629,55	80515,77	68889,51	86227,34
PSO_U_20	30	80308,27	4887,04	892,25	78483,41	82133,12	70547,88	88518,70
PSO_M_9	30	80925,85	4104,58	749,39	79393,18	82458,53	73125,51	93743,21
PSO_U_10	30	83085,38	3538,87	646,11	81763,95	84406,82	78281,78	91037,58
PSO_U_9	30	83815,36	3657,95	667,85	82449,46	85181,26	75636,46	92742,63
PSO_M_40	30	85293,96	5453,19	995,61	83257,70	87330,22	71206,50	93650,55
PSO_M_8	30	85930,96	3381,49	617,37	84668,29	87193,63	76419,95	90988,13
PSO_M2_3x3	30	87056,61	3582,06	653,99	85719,04	88394,17	81795,62	97640,93
PSO_U_30	30	87506,49	5976,76	1091,20	85274,73	89738,24	75636,57	98256,80
PSO_U_8	30	87676,31	4478,38	817,64	86004,05	89348,56	79163,77	94994,43
PSO_M_7	30	90390,76	4092,81	747,24	88862,47	91919,04	83413,88	99170,73
PSO_U_7	30	93761,14	4403,32	803,93	92116,91	95405,37	83073,46	104296,16
PSO_U_40	30	94738,42	5130,26	936,65	92822,75	96654,09	85237,63	107910,39
PSO_M_6	30	98242,37	3787,91	691,57	96827,95	99656,80	92271,16	104863,59
PSO_U_6	30	100285,75	4510,61	823,52	98601,46	101970,04	90204,67	109768,88
PSO_M_5	30	106464,19	5268,75	961,94	104496,81	108431,58	95697,23	119643,52
PSO_U_5	30	109543,70	5265,02	961,26	107577,71	111509,69	97272,22	120634,04
PSO_M2_2x2	30	130860,32	7865,65	1436,07	127923,24	133797,41	118527,88	148064,05
PSO_U_4	30	131275,63	6800,15	1241,53	128736,41	133814,85	116476,98	145333,94
PSO_M_4	30	131344,97	6414,89	1171,19	128949,61	133740,33	111624,70	141515,09
PSO_U_3	30	165432,27	9312,93	1700,30	161954,76	168909,77	153935,31	188378,27
PSO_M_3	30	167766,64	11138,83	2033,66	163607,33	171925,95	144043,89	186718,77
PSO_M_2	30	230226,45	12430,65	2269,52	225584,76	234868,13	204481,30	254869,75
PSO_U_2	30	232248,36	11026,59	2013,17	228130,96	236365,76	208508,39	256611,89
Orijinal PSO	30	401460,89	24254,21	4428,19	392404,22	410517,56	363169,82	467630,57

Şekil 6.9.'da sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde Linhp318 problemi için FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U yöntemleri için problem 20 kümeden daha fazla kümeye bölüdüğü noktada çözümün iyileşmekten ziyade kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 yöntemi

için de, efektif olarak 25 kümeye karşılık gelen 5x5 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.9. Linhp318 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.58. Linhp318 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	4331598377043,790	33	131260556880,115	2738,246	0,000
Grup İçi	47264897598,594	986	47936001,621		
Toplam	4378863274642,390	1019			

Linhp318 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.58.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.59.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 22,549 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte

ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.60.'ta verilmektedir.

Tablo 6.59. Linhp318 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
22,549	33	986	,000

Tablo 6.60. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.60. Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
Orijinal PSO	PSO_U_2	169212,5326800*	4864,33	0,00	148082,53	190342,54
	PSO_U_3	236028,6238200*	4743,41	0,00	215235,12	256822,13
	PSO_U_4	270185,2610533*	4598,94	0,00	249748,51	290622,01
	PSO_U_5	291917,1928350*	4531,33	0,00	271627,40	312206,99
	PSO_U_6	301175,1420527*	4504,12	0,00	280940,38	321409,90
	PSO_U_7	307699,7532523*	4500,58	0,00	287471,97	327927,53
	PSO_U_8	313784,5821600*	4503,05	0,00	293551,94	334017,22
	PSO_U_9	317645,5342440*	4478,27	0,00	297460,74	337830,33
	PSO_U_10	318375,5071603*	4475,08	0,00	298196,72	338554,30
	PSO_U_20	321152,6261707*	4517,19	0,00	300891,73	341413,52
	PSO_U_30	313954,4053373*	4560,66	0,00	293602,58	334306,23
	PSO_U_40	306722,4691417*	4526,17	0,00	286443,29	327001,65
	PSO_M_2	171234,4456867*	4975,90	0,00	149768,53	192700,36
	PSO_M_3	233694,2498533*	4872,85	0,00	212539,41	254849,09
	PSO_M_4	270115,9245933*	4580,46	0,00	249720,73	290511,11
	PSO_M_5	294996,6975223*	4531,47	0,00	274706,60	315286,79
	PSO_M_6	303218,5188753*	4481,87	0,00	283026,91	323410,13
	PSO_M_7	311070,1358060*	4490,80	0,00	290861,42	331278,86
	PSO_M_8	315529,9329410*	4471,02	0,00	295358,73	335701,14
	PSO_M_9	320535,0384097*	4491,16	0,00	300325,63	340744,45
PSO_M_10	323158,2194003*	4476,45	0,00	302976,85	343339,59	

Tablo 6.60.(Devam) Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_20	330173,4311190*	4475,58	0,00	309993,70	350353,16
	PSO_M_30	322888,2342440*	4528,96	0,00	302603,31	343173,16
	PSO_M_40	316166,9316403*	4538,74	0,00	295861,72	336472,14
	PSO_M2_2x2	270600,5693867*	4655,23	0,00	250031,31	291169,83
	PSO_M2_3x3	314404,2852853*	4476,23	0,00	294223,35	334585,23
	PSO_M2_4x4	329959,7381510*	4448,88	0,00	309828,88	350090,60
	PSO_M2_5x5	336520,9867180*	4437,38	0,00	316410,37	356631,60
	PSO_M2_6x6	335935,3897130*	4434,77	0,00	315829,30	356041,48
	PSO_M2_7x7	335432,5438783*	4441,92	0,00	315313,99	355551,10
	PSO_M2_8x8	331583,5891910*	4435,56	0,00	311476,13	351691,05
	PSO_M2_9x9	329675,5574213*	4444,19	0,00	309553,01	349798,10
	PSO_M2_10x10	327853,4548167*	4443,74	0,00	307731,71	347975,20

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.61. incelendiğinde Linhp318 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (5x5) ile, FCM-PSO-M2 (6x6) ve FCM-PSO-M2 (7x7) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (5x5) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (6x6) varyantına göre 585,59 ve FCM-PSO-M2 (7x7) varyantına göre 1088,44 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.61. Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 5x5)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_5x5	Orijinal PSO	-336520,9867180*	4437,38	0,00	-356631,60	-316410,37
	PSO_U_2	-167308,4540380*	2033,29	0,00	-176480,02	-158136,89
	PSO_U_3	-100492,3628980*	1724,08	0,00	-108251,44	-92733,29
	PSO_U_4	-66335,7256647*	1273,90	0,00	-72031,59	-60639,87
	PSO_U_5	-44603,7938830*	1002,72	0,00	-49050,25	-40157,33
	PSO_U_6	-35345,8446653*	871,56	0,00	-39185,53	-31506,16
	PSO_U_7	-28821,2334657*	853,07	0,00	-32575,27	-25067,20
	PSO_U_8	-22736,4045580*	866,00	0,00	-26550,34	-18922,47
	PSO_U_9	-18875,4524740*	726,26	0,00	-22041,15	-15709,75
	PSO_U_10	-18145,4795577*	706,31	0,00	-21218,62	-15072,34
	PSO_U_20	-15368,3605473*	936,77	0,00	-19509,94	-11226,78
	PSO_U_30	-22566,5813807*	1127,90	0,00	-27590,56	-17542,60

Tablo 6.61.(Devam) Linhp318 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 5x5)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_5x5	PSO_U_40	-29798,5175763*	979,16	0,00	-34136,10	-25460,93
	PSO_M_2	-165286,5410313*	2287,39	0,00	-175617,05	-154956,03
	PSO_M_3	-102826,7368647*	2053,58	0,00	-112090,90	-93562,57
	PSO_M_4	-66405,0621247*	1205,46	0,00	-71786,16	-61023,96
	PSO_M_5	-41524,2891957*	1003,37	0,00	-45973,77	-37074,81
	PSO_M_6	-33302,4678427*	748,13	0,00	-36569,71	-30035,22
	PSO_M_7	-25450,8509120*	799,87	0,00	-28958,20	-21943,50
	PSO_M_8	-20991,0537770*	680,13	0,00	-23942,67	-18039,44
	PSO_M_9	-15985,9483083*	801,88	0,00	-19502,61	-12469,29
	PSO_M_10	-13362,7673177*	714,96	0,00	-16476,02	-10249,51
	PSO_M_20	-6347,5555990*	709,48	0,00	-9435,40	-3259,71
	PSO_M_30	-13632,7524740*	992,00	0,00	-18029,68	-9235,82
	PSO_M_40	-20354,0550777*	1035,70	0,00	-24952,82	-15755,29
	PSO_M2_2x2	-65920,4173313*	1464,14	0,00	-72489,45	-59351,38
	PSO_M2_3x3	-22116,7014327*	713,53	0,00	-25223,35	-19010,05
	PSO_M2_4x4	-6561,2485670*	514,86	0,00	-8750,49	-4372,01
	PSO_M2_6x6	-585,5970050	373,75	1,00	-2160,52	989,33
	PSO_M2_7x7	-1088,4428397	450,77	1,00	-2989,60	812,72
	PSO_M2_8x8	-4937,3975270*	383,01	0,00	-6549,53	-3325,27
	PSO_M2_9x9	-6845,4292967*	472,61	0,00	-8843,76	-4847,10
PSO_M2_10x10	-8667,5319013*	468,33	0,00	-10646,71	-6688,35	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.62'deki çözüm değerleri ve Tablo 6.63.'teki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir.

FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 65,41 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 56,07 saniye FCM-PSO-U\_4 56,53 ortalama işlem sürelerine sahiptir.



Tablo 6.62. Linhp318 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	45,78	0,81	0,15	45,47	46,08	44,62	48,10
PSO_U_2	30	49,16	0,50	0,09	48,97	49,35	48,27	50,73
PSO_U_3	30	53,16	0,48	0,09	52,98	53,33	52,32	54,41
PSO_U_4	30	56,53	0,46	0,08	56,36	56,70	55,77	57,51
PSO_U_5	30	60,09	0,49	0,09	59,91	60,27	59,35	61,61
PSO_U_6	30	65,29	0,36	0,07	65,15	65,42	64,49	65,96
PSO_U_7	30	68,81	0,39	0,07	68,67	68,96	68,29	70,01
PSO_U_8	30	72,71	0,38	0,07	72,57	72,85	72,16	73,68
PSO_U_9	30	76,45	0,30	0,05	76,34	76,56	75,79	77,31
PSO_U_10	30	79,52	0,56	0,10	79,31	79,73	78,69	81,74
PSO_U_20	30	118,76	1,66	0,30	118,15	119,38	116,83	123,27
PSO_U_30	30	155,54	1,49	0,27	154,98	156,10	153,30	158,48
PSO_U_40	30	192,44	0,44	0,08	192,27	192,60	191,67	193,59
PSO_M_2	30	48,69	0,45	0,08	48,52	48,86	47,83	49,55
PSO_M_3	30	52,57	0,59	0,11	52,35	52,79	51,62	53,88
PSO_M_4	30	56,07	0,35	0,06	55,94	56,20	55,41	56,78
PSO_M_5	30	59,38	0,72	0,13	59,11	59,65	58,30	60,84
PSO_M_6	30	63,16	0,53	0,10	62,96	63,35	62,38	64,23
PSO_M_7	30	66,88	0,52	0,10	66,69	67,08	65,37	68,38
PSO_M_8	30	70,12	0,64	0,12	69,88	70,36	68,85	71,51
PSO_M_9	30	73,50	0,39	0,07	73,35	73,65	72,65	74,25
PSO_M_10	30	76,99	0,39	0,07	76,85	77,14	76,31	77,65
PSO_M_20	30	121,56	1,64	0,30	120,94	122,17	119,25	123,99
PSO_M_30	30	161,25	3,42	0,62	159,97	162,53	158,78	177,31
PSO_M_40	30	201,01	2,80	0,51	199,96	202,05	198,34	209,10
PSO_M2_2x2	30	65,41	2,20	0,40	64,59	66,23	61,15	69,41
PSO_M2_3x3	30	81,86	3,17	0,58	80,68	83,04	76,92	88,90
PSO_M2_4x4	30	116,87	0,96	0,17	116,51	117,23	115,98	119,27
PSO_M2_5x5	30	151,22	4,84	0,88	149,42	153,03	139,89	167,07
PSO_M2_6x6	30	203,53	2,04	0,37	202,77	204,29	198,65	206,92
PSO_M2_7x7	30	259,42	3,09	0,56	258,27	260,58	254,94	266,59
PSO_M2_8x8	30	319,81	1,88	0,34	319,11	320,51	316,04	324,00
PSO_M2_9x9	30	394,27	4,58	0,84	392,57	395,98	384,83	405,45
PSO_M2_10x10	30	467,21	6,36	1,16	464,84	469,58	457,49	486,25
Toplam	1020	123,68	100,92	3,16	117,48	129,88	44,62	486,25

Tablo 6.63. Linhp318 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	45,78	0,81	0,15	45,47	46,08	44,62	48,10
PSO_M_2	30	48,69	0,45	0,08	48,52	48,86	47,83	49,55
PSO_U_2	30	49,16	0,50	0,09	48,97	49,35	48,27	50,73
PSO_M_3	30	52,57	0,59	0,11	52,35	52,79	51,62	53,88
PSO_U_3	30	53,16	0,48	0,09	52,98	53,33	52,32	54,41
PSO_M_4	30	56,07	0,35	0,06	55,94	56,20	55,41	56,78
PSO_U_4	30	56,53	0,46	0,08	56,36	56,70	55,77	57,51
PSO_M_5	30	59,38	0,72	0,13	59,11	59,65	58,30	60,84
PSO_U_5	30	60,09	0,49	0,09	59,91	60,27	59,35	61,61
PSO_M_6	30	63,16	0,53	0,10	62,96	63,35	62,38	64,23
PSO_U_6	30	65,29	0,36	0,07	65,15	65,42	64,49	65,96
PSO_M2_2x2	30	65,41	2,20	0,40	64,59	66,23	61,15	69,41
PSO_M_7	30	66,88	0,52	0,10	66,69	67,08	65,37	68,38
PSO_U_7	30	68,81	0,39	0,07	68,67	68,96	68,29	70,01
PSO_M_8	30	70,12	0,64	0,12	69,88	70,36	68,85	71,51
PSO_U_8	30	72,71	0,38	0,07	72,57	72,85	72,16	73,68
PSO_M_9	30	73,50	0,39	0,07	73,35	73,65	72,65	74,25
PSO_U_9	30	76,45	0,30	0,05	76,34	76,56	75,79	77,31
PSO_M_10	30	76,99	0,39	0,07	76,85	77,14	76,31	77,65
PSO_U_10	30	79,52	0,56	0,10	79,31	79,73	78,69	81,74
PSO_M2_3x3	30	81,86	3,17	0,58	80,68	83,04	76,92	88,90
PSO_M2_4x4	30	116,87	0,96	0,17	116,51	117,23	115,98	119,27
PSO_U_20	30	118,76	1,66	0,30	118,15	119,38	116,83	123,27
PSO_M_20	30	121,56	1,64	0,30	120,94	122,17	119,25	123,99
PSO_M2_5x5	30	151,22	4,84	0,88	149,42	153,03	139,89	167,07
PSO_U_30	30	155,54	1,49	0,27	154,98	156,10	153,30	158,48
PSO_M_30	30	161,25	3,42	0,62	159,97	162,53	158,78	177,31
PSO_U_40	30	192,44	0,44	0,08	192,27	192,60	191,67	193,59
PSO_M_40	30	201,01	2,80	0,51	199,96	202,05	198,34	209,10
PSO_M2_6x6	30	203,53	2,04	0,37	202,77	204,29	198,65	206,92
PSO_M2_7x7	30	259,42	3,09	0,56	258,27	260,58	254,94	266,59
PSO_M2_8x8	30	319,81	1,88	0,34	319,11	320,51	316,04	324,00
PSO_M2_9x9	30	394,27	4,58	0,84	392,57	395,98	384,83	405,45
PSO_M2_10x10	30	467,21	6,36	1,16	464,84	469,58	457,49	486,25

Linhp318 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.64.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve

hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.65.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 18,649 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.66.'da verilmektedir.

Tablo 6.64. Linhp318 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	10374163,852	33	314368,602	71267,046	0,000
Grup İçi	4349,380	986	4,411		
Toplam	10378513,232	1019			

Tablo 6.65. Linhp318 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
18,649	33	986	,000

Tablo 6.66.'daki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 45,77 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_20 varyantı ortalama 118,76 saniye, FCM-PSO-M\_20 ortalama 121,55 saniye, FCM-PSO-M2 (7x7) 259,42 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.66. Linhp318 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-3,3818877*	0,17	0,00	-4,12	-2,64
	PSO_U_3	-7,3811604*	0,17	0,00	-8,11	-6,65
	PSO_U_4	-10,7561199*	0,17	0,00	-11,48	-10,03
	PSO_U_5	-14,3174352*	0,17	0,00	-15,05	-13,58
	PSO_U_6	-19,5107360*	0,16	0,00	-20,21	-18,81
	PSO_U_7	-23,0363000*	0,16	0,00	-23,74	-22,33
	PSO_U_8	-26,9323789*	0,16	0,00	-27,64	-26,23
	PSO_U_9	-30,6737894*	0,16	0,00	-31,36	-29,98
	PSO_U_10	-33,7395926*	0,18	0,00	-34,50	-32,98
	PSO_U_20	-72,9884132*	0,34	0,00	-74,44	-71,53
	PSO_U_30	-109,7640918*	0,31	0,00	-111,09	-108,43
	PSO_U_40	-146,6612353*	0,17	0,00	-147,38	-145,94

Tablo 6.66.(Devam) Linhp318 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
Orijinal PSO	PSO_M_2	-2,9155315*	0,17	0,00	-3,64	-2,19
	PSO_M_3	-6,7978898*	0,18	0,00	-7,57	-6,03
	PSO_M_4	-10,2923102*	0,16	0,00	-10,99	-9,59
	PSO_M_5	-13,6058052*	0,20	0,00	-14,44	-12,78
	PSO_M_6	-17,3818917*	0,18	0,00	-18,13	-16,63
	PSO_M_7	-21,1076610*	0,18	0,00	-21,85	-20,36
	PSO_M_8	-24,3437824*	0,19	0,00	-25,14	-23,55
	PSO_M_9	-27,7239660*	0,16	0,00	-28,43	-27,02
	PSO_M_10	-31,2186173*	0,16	0,00	-31,93	-30,51
	PSO_M_20	-75,7815034*	0,33	0,00	-77,23	-74,34
	PSO_M_30	-115,4725325*	0,64	0,00	-118,34	-112,61
	PSO_M_40	-155,2329930*	0,53	0,00	-157,59	-152,87
	PSO_M2_2x2	-19,6343073*	0,43	0,00	-21,51	-17,75
	PSO_M2_3x3	-36,0819922*	0,60	0,00	-38,74	-33,42
	PSO_M2_4x4	-71,0943252*	0,23	0,00	-72,06	-70,13
	PSO_M2_5x5	-105,4478833*	0,90	0,00	-109,48	-101,42
	PSO_M2_6x6	-157,7562252*	0,40	0,00	-159,51	-156,01
	PSO_M2_7x7	-213,6485585*	0,58	0,00	-216,24	-211,05
	PSO_M2_8x8	-274,0361585*	0,37	0,00	-275,66	-272,41
	PSO_M2_9x9	-348,4991918*	0,85	0,00	-352,31	-344,68
PSO_M2_10x10	-421,4347252*	1,17	0,00	-426,72	-416,15	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Linhp318 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 62071,35 değeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 7x7 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı, standart algoritmanın 45,77 saniyede 401460,89 ortalama çözüm değerine karşılık 259,42 saniyede 66028,34 ortalama çözümünü elde etmiştir.

### 6.3.5. D493 problemi

493 düğüme sahip D493 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait 30'ar deneyin sonuçları Tablo 6.67.'de verilmiştir. Tablo 6.67.'den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 304945,70 ve maksimum 401624,29 değerleri arasında ortalaması 352856,93 ve standart sapması 27185,89 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 342705,56 ve üst sınırı 363008,31 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.67. D493 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	352856,93	27185,89	4963,44	342705,56	363008,31	304945,70	401624,29
PSO_U_2	30	193110,45	6283,28	1147,16	190764,24	195456,67	177894,89	207417,64
PSO_U_3	30	151383,20	7114,58	1298,94	148726,57	154039,82	136579,33	167787,75
PSO_U_4	30	121451,12	5260,53	960,44	119486,81	123415,44	111068,82	130763,41
PSO_U_5	30	108021,17	3101,86	566,32	106862,92	109179,42	101835,24	114024,48
PSO_U_6	30	93204,95	3994,74	729,34	91713,29	94696,61	86011,80	103035,46
PSO_U_7	30	82572,09	3386,84	618,35	81307,42	83836,76	74731,44	93057,04
PSO_U_8	30	79903,39	2286,62	417,48	79049,55	80757,23	75805,63	83751,84
PSO_U_9	30	75392,20	3631,79	663,07	74036,06	76748,33	69580,03	82276,18
PSO_U_10	30	71775,86	2734,24	499,20	70754,88	72796,84	67061,52	77726,48
PSO_U_20	30	64870,40	2858,82	521,95	63802,90	65937,90	60036,08	71737,55
PSO_U_30	30	65622,68	4915,16	897,38	63787,33	67458,03	56265,17	77609,38
PSO_U_40	30	68754,91	5250,11	958,53	66794,49	70715,33	60391,31	78755,97
PSO_M_2	30	195144,36	8329,93	1520,83	192033,91	198254,80	177737,61	213527,45
PSO_M_3	30	152856,54	7317,49	1335,98	150124,14	155588,93	140664,89	171750,77
PSO_M_4	29	120705,28	4900,74	910,05	118841,13	122569,42	112506,20	129837,70
PSO_M_5	30	106266,74	3699,09	675,36	104885,47	107648,00	97795,08	113831,42
PSO_M_6	30	91506,15	4245,28	775,08	89920,94	93091,37	85400,31	99300,68
PSO_M_7	30	81114,16	2355,57	430,07	80234,58	81993,75	77277,39	85043,22
PSO_M_8	30	77662,78	1966,50	359,03	76928,47	78397,08	74009,32	82398,22
PSO_M_9	30	73424,58	2445,93	446,56	72511,25	74337,90	68945,66	79401,80
PSO_M_10	30	70371,16	2471,16	451,17	69448,41	71293,90	66368,91	76684,91
PSO_M_20	30	58374,16	1861,21	339,81	57679,17	59069,15	54786,10	64722,96
PSO_M_30	30	57833,67	2277,55	415,82	56983,22	58684,12	53974,46	62498,57
PSO_M_40	29	60899,88	3880,13	720,52	59423,96	62375,80	55111,99	70726,90
PSO_M2_2x2	30	120666,55	4868,26	888,82	118848,71	122484,39	113236,59	127983,48
PSO_M2_3x3	30	79228,52	2709,79	494,74	78216,67	80240,37	74561,63	84388,56
PSO_M2_4x4	15	61465,23	1205,93	311,37	60797,40	62133,05	59630,86	63269,57
PSO_M2_5x5	30	55880,88	1341,31	244,89	55380,03	56381,74	53322,31	58085,50
PSO_M2_6x6	15	52164,03	1133,57	292,69	51536,28	52791,78	50083,21	55293,31
PSO_M2_7x7	15	50817,22	601,47	155,30	50484,13	51150,30	49555,11	51866,97
PSO_M2_8x8	15	52098,42	1353,79	349,55	51348,71	52848,13	49815,61	55113,49
PSO_M2_9x9	15	51726,44	1281,96	331,00	51016,51	52436,36	49599,30	55093,05
PSO_M2_10x10	30	53857,28	1347,01	245,93	53354,30	54360,27	51153,08	57095,35
Toplam	943	99028,45	59891,40	1950,33	95200,95	102855,95	49555,11	401624,29

Tablo 6.68.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 50817,22 ve standart sapması 601,47 ile en iyi

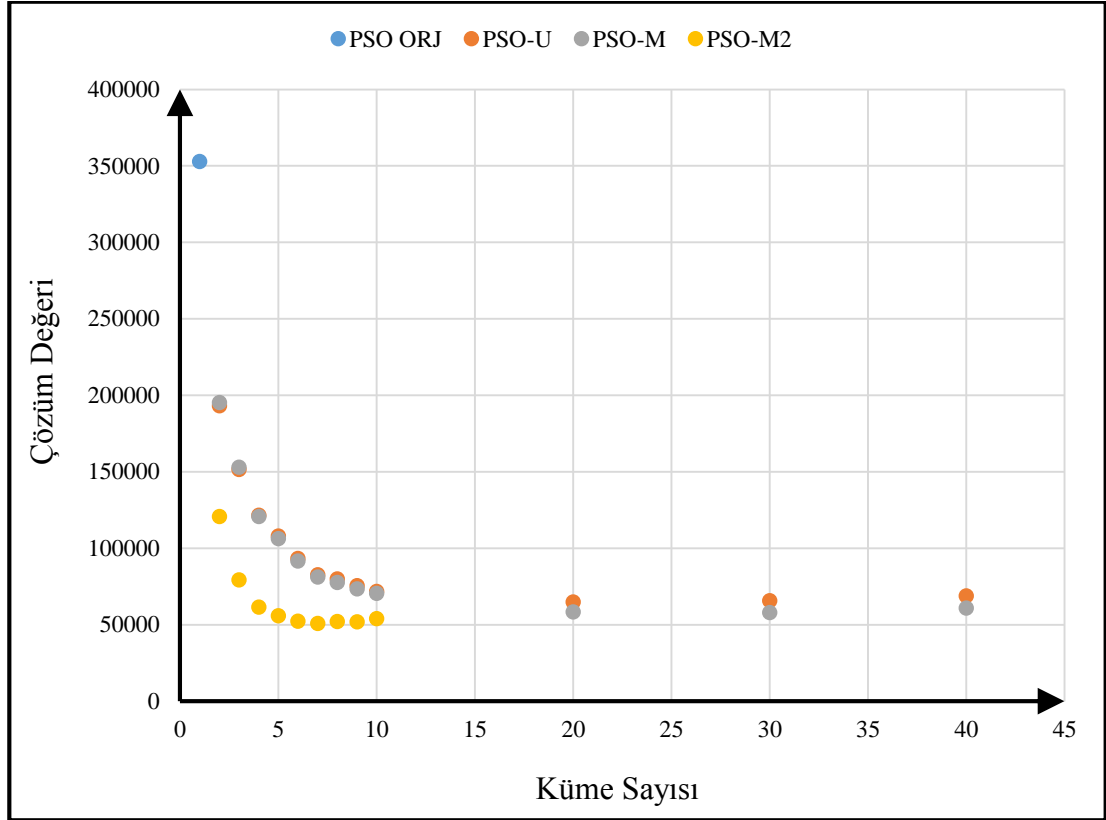
ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 49555,11 değeri de yine FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.68. D493 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_7x7	15	50817,22	601,47	155,30	50484,13	51150,30	49555,11	51866,97
PSO_M2_9x9	15	51726,44	1281,96	331,00	51016,51	52436,36	49599,30	55093,05
PSO_M2_8x8	15	52098,42	1353,79	349,55	51348,71	52848,13	49815,61	55113,49
PSO_M2_6x6	15	52164,03	1133,57	292,69	51536,28	52791,78	50083,21	55293,31
PSO_M2_10x10	30	53857,28	1347,01	245,93	53354,30	54360,27	51153,08	57095,35
PSO_M2_5x5	30	55880,88	1341,31	244,89	55380,03	56381,74	53322,31	58085,50
PSO_M_30	30	57833,67	2277,55	415,82	56983,22	58684,12	53974,46	62498,57
PSO_M_20	30	58374,16	1861,21	339,81	57679,17	59069,15	54786,10	64722,96
PSO_M_40	29	60899,88	3880,13	720,52	59423,96	62375,80	55111,99	70726,90
PSO_M2_4x4	15	61465,23	1205,93	311,37	60797,40	62133,05	59630,86	63269,57
PSO_U_20	30	64870,40	2858,82	521,95	63802,90	65937,90	60036,08	71737,55
PSO_U_30	30	65622,68	4915,16	897,38	63787,33	67458,03	56265,17	77609,38
PSO_U_40	30	68754,91	5250,11	958,53	66794,49	70715,33	60391,31	78755,97
PSO_M_10	30	70371,16	2471,16	451,17	69448,41	71293,90	66368,91	76684,91
PSO_U_10	30	71775,86	2734,24	499,20	70754,88	72796,84	67061,52	77726,48
PSO_M_9	30	73424,58	2445,93	446,56	72511,25	74337,90	68945,66	79401,80
PSO_U_9	30	75392,20	3631,79	663,07	74036,06	76748,33	69580,03	82276,18
PSO_M_8	30	77662,78	1966,50	359,03	76928,47	78397,08	74009,32	82398,22
PSO_M2_3x3	30	79228,52	2709,79	494,74	78216,67	80240,37	74561,63	84388,56
PSO_U_8	30	79903,39	2286,62	417,48	79049,55	80757,23	75805,63	83751,84
PSO_M_7	30	81114,16	2355,57	430,07	80234,58	81993,75	77277,39	85043,22
PSO_U_7	30	82572,09	3386,84	618,35	81307,42	83836,76	74731,44	93057,04
PSO_M_6	30	91506,15	4245,28	775,08	89920,94	93091,37	85400,31	99300,68
PSO_U_6	30	93204,95	3994,74	729,34	91713,29	94696,61	86011,80	103035,46
PSO_M_5	30	106266,74	3699,09	675,36	104885,47	107648,00	97795,08	113831,42
PSO_U_5	30	108021,17	3101,86	566,32	106862,92	109179,42	101835,24	114024,48
PSO_M2_2x2	30	120666,55	4868,26	888,82	118848,71	122484,39	113236,59	127983,48
PSO_M_4	29	120705,28	4900,74	910,05	118841,13	122569,42	112506,20	129837,70
PSO_U_4	30	121451,12	5260,53	960,44	119486,81	123415,44	111068,82	130763,41
PSO_U_3	30	151383,20	7114,58	1298,94	148726,57	154039,82	136579,33	167787,75
PSO_M_3	30	152856,54	7317,49	1335,98	150124,14	155588,93	140664,89	171750,77
PSO_U_2	30	193110,45	6283,28	1147,16	190764,24	195456,67	177894,89	207417,64
PSO_M_2	30	195144,36	8329,93	1520,83	192033,91	198254,80	177737,61	213527,45
Orijinal PSO	30	352856,93	27185,89	4963,44	342705,56	363008,31	304945,70	401624,29

Şekil 6.10.'da sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde D493 problemi için FCM-PSO-M ve FCM-PSO-U

yöntemleri için problem sırasıyla 30 ve 20 kümeden daha fazla kümeye bölündüğü noktada çözümün iyileşmekten ziyade kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 varyantı için de, efektif olarak 49 kümeye karşılık gelen 7x7 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.10. D493 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.69. D493 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	3342973681455,880	33	101302232771,390	2560,654	0,000
Grup İçi	35961014145,222	909	39561071,667		
Toplam	3378934695601,110	942			

D493 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.69.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.70.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 41,318 ve Sig.

değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.71.'de verilmektedir.

Tablo 6.70. D493 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
41,318	33	909	,000

Tablo 6.71. incelendiğinde Orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir

Tablo 6.71. D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	159746,4801233*	5094,28	0,00	136972,34	182520,62
	PSO_U_3	201473,7373967*	5130,59	0,00	178621,12	224326,36
	PSO_U_4	231405,8118867*	5055,51	0,00	208711,37	254100,25
	PSO_U_5	244835,7637067*	4995,64	0,00	222255,44	267416,09
	PSO_U_6	259651,9863697*	5016,74	0,00	237032,73	282271,24
	PSO_U_7	270284,8454840*	5001,81	0,00	247693,29	292876,40
	PSO_U_8	272953,5473070*	4980,97	0,00	250399,44	295507,65
	PSO_U_9	277464,7387137*	5007,54	0,00	254862,65	300066,83
	PSO_U_10	281081,0723070*	4988,48	0,00	258513,63	303648,51
	PSO_U_20	287986,5378013*	4990,81	0,00	265414,93	310558,15
	PSO_U_30	287234,2579840*	5043,91	0,00	264562,79	309905,72
	PSO_U_40	284102,0241310*	5055,15	0,00	261408,30	306795,74
	PSO_M_2	157712,5769800*	5191,21	0,00	134721,14	180704,02
	PSO_M_3	200000,3983467*	5140,10	0,00	177126,64	222874,16
	PSO_M_4	232151,6570908*	5046,18	0,00	209475,60	254827,72
	PSO_M_5	246590,1959960*	5009,18	0,00	223985,06	269195,33
	PSO_M_6	261350,7801193*	5023,59	0,00	238718,57	283982,99
	PSO_M_7	271742,7707443*	4982,04	0,00	249186,78	294298,76
	PSO_M_8	275194,1587653*	4976,41	0,00	252648,05	297740,26
	PSO_M_9	279432,3561610*	4983,49	0,00	256873,80	301990,91
PSO_M_10	282485,7759527*	4983,90	0,00	259926,48	305045,07	
PSO_M_20	294482,7730897*	4975,06	0,00	271939,02	317026,52	



Tablo 6.71.(Devam) D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_30	295023,2638430*	4980,83	0,00	272469,41	317577,12
	PSO_M_40	291957,0537815*	5015,47	0,00	269340,14	314573,97
	PSO_M2_2x2	232190,3855833*	5042,40	0,00	209521,90	254858,88
	PSO_M2_3x3	273628,4124117*	4988,04	0,00	251061,77	296195,06
	PSO_M2_4x4	291391,7064227*	4973,20	0,00	268851,14	313932,28
	PSO_M2_5x5	296976,0530380*	4969,48	0,00	274441,98	319510,13
	PSO_M2_6x6	300692,9074640*	4972,06	0,00	278154,32	323231,50
	PSO_M2_7x7	302039,7178807*	4965,87	0,00	279511,83	324567,60
	PSO_M2_8x8	300758,5134533*	4975,73	0,00	278213,50	323303,53
	PSO_M2_9x9	301130,4980887*	4974,47	0,00	278587,71	323673,29
	PSO_M2_10x10	298999,6493907*	4969,53	0,00	276465,48	321533,82

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.72. incelendiğinde D493 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (7x7) ile, FCM-PSO-M2 (6x6), FCM-PSO-M2 (8x8) ve FCM-PSO-M2 (9x9) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (6x6) varyantına göre 1346,81, FCM-PSO-M2 (8x8) varyantına göre 1281,20 ve FCM-PSO-M2 (9x9) varyantına göre 909,22 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.72. D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 7x7)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_7x7	Orijinal PSO	-302039,7178807*	4965,87	0,00	-324567,60	-279511,83
	PSO_U_2	-142293,2377573*	1157,63	0,00	-147517,88	-137068,59
	PSO_U_3	-100565,9804840*	1308,19	0,00	-106476,97	-94654,99
	PSO_U_4	-70633,9059940*	972,91	0,00	-75015,36	-66252,46
	PSO_U_5	-57203,9541740*	587,23	0,00	-59817,61	-54590,30
	PSO_U_6	-42387,7315110*	745,69	0,00	-45729,26	-39046,21
	PSO_U_7	-31754,8723967*	637,55	0,00	-34599,98	-28909,77
	PSO_U_8	-29086,1705737*	445,43	0,00	-31046,62	-27125,72
	PSO_U_9	-24574,9791670*	681,01	0,00	-27619,75	-21530,21
	PSO_U_10	-20958,6455737*	522,80	0,00	-23275,63	-18641,66
	PSO_U_20	-14053,1800793*	544,56	0,00	-16470,41	-11635,95

Tablo 6.72.(Devam) D493 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 7x7)

(I) GRUP	Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı		
				Alt Sınır	Üst Sınır	
PSO_M2_7x7	PSO_U_30	-14805,4598967*	910,72	0,00	-18902,63	-10708,29
	PSO_U_40	-17937,6937497*	971,03	0,00	-22310,56	-13564,83
	PSO_M_2	-144327,1409007*	1528,74	0,00	-151242,49	-137411,79
	PSO_M_3	-102039,3195340*	1344,98	0,00	-108117,92	-95960,71
	PSO_M_4	-69888,0607899*	923,20	0,00	-74064,16	-65711,97
	PSO_M_5	-55449,5218847*	692,98	0,00	-58549,24	-52349,80
	PSO_M_6	-40688,9377613*	790,48	0,00	-44235,79	-37142,09
	PSO_M_7	-30296,9471363*	457,25	0,00	-32311,85	-28282,04
	PSO_M_8	-26845,5591153*	391,18	0,00	-28556,46	-25134,66
	PSO_M_9	-22607,3617197*	472,80	0,00	-24693,93	-20520,80
	PSO_M_10	-19553,9419280*	477,15	0,00	-21660,56	-17447,32
	PSO_M_20	-7556,9447910*	373,61	0,00	-9187,29	-5926,60
	PSO_M_30	-7016,4540377*	443,87	0,00	-8969,75	-5063,16
	PSO_M_40	-10082,6640992*	737,07	0,00	-13401,42	-6763,91
	PSO_M2_2x2	-69849,3322973*	902,28	0,00	-73907,93	-65790,74
	PSO_M2_3x3	-28411,3054690*	518,54	0,00	-30708,66	-26113,95
	PSO_M2_4x4	-10648,0114580*	347,95	0,00	-12333,78	-8962,24
	PSO_M2_5x5	-5063,6648427*	289,98	0,00	-6316,25	-3811,08
	PSO_M2_6x6	-1346,8104167	331,33	0,26	-2939,29	245,67
	PSO_M2_8x8	-1281,2044273	382,49	0,84	-3161,94	599,53
PSO_M2_9x9	-909,2197920	365,62	1,00	-2694,61	876,17	
PSO_M2_10x10	-3040,0684900*	290,86	0,00	-4296,53	-1783,61	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.73.'teki çözüm süreleri ve Tablo 6.74.'teki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir.

FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 85,38 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 78,40 saniye FCM-PSO-U\_4 79,22 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.73. D493 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	66,14	1,44	0,26	65,61	66,68	64,16	70,92
PSO_U_2	30	73,94	0,83	0,15	73,63	74,25	72,87	76,43
PSO_U_3	30	77,00	0,78	0,14	76,70	77,29	75,94	78,96
PSO_U_4	30	79,23	0,67	0,12	78,98	79,47	78,30	80,87
PSO_U_5	30	81,68	0,47	0,09	81,50	81,85	80,81	82,45
PSO_U_6	30	85,22	0,68	0,12	84,97	85,47	83,78	86,23
PSO_U_7	30	89,19	0,74	0,13	88,91	89,46	87,96	91,01
PSO_U_8	30	92,54	0,52	0,09	92,35	92,73	91,63	93,48
PSO_U_9	30	95,98	0,51	0,09	95,79	96,17	95,10	97,31
PSO_U_10	30	99,63	0,50	0,09	99,44	99,81	98,68	100,30
PSO_U_20	30	139,91	1,17	0,21	139,48	140,35	138,55	145,13
PSO_U_30	30	177,24	0,66	0,12	177,00	177,49	176,05	178,84
PSO_U_40	30	215,98	0,86	0,16	215,66	216,30	214,47	218,01
PSO_M_2	30	71,75	0,58	0,11	71,54	71,97	70,95	73,92
PSO_M_3	30	75,39	0,54	0,10	75,19	75,60	74,68	76,59
PSO_M_4	29	78,40	0,66	0,12	78,15	78,65	77,11	79,97
PSO_M_5	30	81,17	0,54	0,10	80,97	81,37	80,15	82,05
PSO_M_6	30	84,90	0,76	0,14	84,61	85,18	83,77	86,60
PSO_M_7	30	89,00	0,75	0,14	88,72	89,28	87,63	90,59
PSO_M_8	30	92,70	0,61	0,11	92,47	92,93	91,84	94,08
PSO_M_9	30	96,39	0,71	0,13	96,12	96,65	95,08	97,50
PSO_M_10	30	100,18	0,77	0,14	99,90	100,47	98,71	101,86
PSO_M_20	30	141,59	1,08	0,20	141,19	142,00	139,10	143,79
PSO_M_30	30	180,75	2,23	0,41	179,92	181,59	177,12	184,87
PSO_M_40	29	218,84	1,52	0,28	218,27	219,42	215,87	222,22
PSO_M2_2x2	30	85,38	0,51	0,09	85,19	85,58	84,03	86,20
PSO_M2_3x3	30	105,45	14,54	2,65	100,02	110,88	28,58	109,73
PSO_M2_4x4	15	137,31	1,36	0,35	136,56	138,07	135,53	139,86
PSO_M2_5x5	30	175,16	2,07	0,38	174,39	175,94	172,26	179,20
PSO_M2_6x6	15	219,69	2,44	0,63	218,34	221,04	216,17	224,52
PSO_M2_7x7	15	274,38	2,93	0,76	272,76	276,00	271,05	279,47
PSO_M2_8x8	15	336,80	2,59	0,67	335,37	338,23	333,72	341,05
PSO_M2_9x9	15	397,99	2,27	0,59	396,73	399,24	394,83	403,09
PSO_M2_10x10	30	460,65	2,74	0,50	459,62	461,67	457,05	469,10
Toplam	943	133,13	88,56	2,88	127,47	138,78	28,58	469,10

Tablo 6.74. D493 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	66,14	1,44	0,26	65,61	66,68	64,16	70,92
PSO_M_2	30	71,75	0,58	0,11	71,54	71,97	70,95	73,92
PSO_U_2	30	73,94	0,83	0,15	73,63	74,25	72,87	76,43
PSO_M_3	30	75,39	0,54	0,10	75,19	75,60	74,68	76,59
PSO_U_3	30	77,00	0,78	0,14	76,70	77,29	75,94	78,96
PSO_M_4	29	78,40	0,66	0,12	78,15	78,65	77,11	79,97
PSO_U_4	30	79,23	0,67	0,12	78,98	79,47	78,30	80,87
PSO_M_5	30	81,17	0,54	0,10	80,97	81,37	80,15	82,05
PSO_U_5	30	81,68	0,47	0,09	81,50	81,85	80,81	82,45
PSO_M_6	30	84,90	0,76	0,14	84,61	85,18	83,77	86,60
PSO_U_6	30	85,22	0,68	0,12	84,97	85,47	83,78	86,23
PSO_M2_2x2	30	85,38	0,51	0,09	85,19	85,58	84,03	86,20
PSO_M_7	30	89,00	0,75	0,14	88,72	89,28	87,63	90,59
PSO_U_7	30	89,19	0,74	0,13	88,91	89,46	87,96	91,01
PSO_U_8	30	92,54	0,52	0,09	92,35	92,73	91,63	93,48
PSO_M_8	30	92,70	0,61	0,11	92,47	92,93	91,84	94,08
PSO_U_9	30	95,98	0,51	0,09	95,79	96,17	95,10	97,31
PSO_M_9	30	96,39	0,71	0,13	96,12	96,65	95,08	97,50
PSO_U_10	30	99,63	0,50	0,09	99,44	99,81	98,68	100,30
PSO_M_10	30	100,18	0,77	0,14	99,90	100,47	98,71	101,86
PSO_M2_3x3	30	105,45	14,54	2,65	100,02	110,88	28,58	109,73
PSO_M2_4x4	15	137,31	1,36	0,35	136,56	138,07	135,53	139,86
PSO_U_20	30	139,91	1,17	0,21	139,48	140,35	138,55	145,13
PSO_M_20	30	141,59	1,08	0,20	141,19	142,00	139,10	143,79
PSO_M2_5x5	30	175,16	2,07	0,38	174,39	175,94	172,26	179,20
PSO_U_30	30	177,24	0,66	0,12	177,00	177,49	176,05	178,84
PSO_M_30	30	180,75	2,23	0,41	179,92	181,59	177,12	184,87
PSO_U_40	30	215,98	0,86	0,16	215,66	216,30	214,47	218,01
PSO_M_40	29	218,84	1,52	0,28	218,27	219,42	215,87	222,22
PSO_M2_6x6	15	219,69	2,44	0,63	218,34	221,04	216,17	224,52
PSO_M2_7x7	15	274,38	2,93	0,76	272,76	276,00	271,05	279,47
PSO_M2_8x8	15	336,80	2,59	0,67	335,37	338,23	333,72	341,05
PSO_M2_9x9	15	397,99	2,27	0,59	396,73	399,24	394,83	403,09
PSO_M2_10x10	30	460,65	2,74	0,50	459,62	461,67	457,05	469,10

D493 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.75.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi

grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.76.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 3,987 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.77.'de verilmektedir.

Tablo 6.75. D493 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	7381052,061	33	223668,244	27198,947	0,000
Grup İçi	7475,085	909	8,223		
Toplam	7388527,146	942			

Tablo 6.76. D493 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
3,987	33	909	,000

Tablo 6.77.'deki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 66,14 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_30 varyantı ortalama 177,24 saniye, FCM-PSO-M\_30 ortalama 180,75 saniye, FCM-PSO-M2 (7x7) 274,38 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.77. D493 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-7,7950288*	0,30	0,00	-9,10	-6,49
	PSO_U_3	-10,8525358*	0,30	0,00	-12,14	-9,57
	PSO_U_4	-13,0819791*	0,29	0,00	-14,34	-11,82
	PSO_U_5	-15,5351556*	0,28	0,00	-16,76	-14,31
	PSO_U_6	-19,0777265*	0,29	0,00	-20,34	-17,82
	PSO_U_7	-23,0427168*	0,30	0,00	-24,32	-21,77
	PSO_U_8	-26,3968276*	0,28	0,00	-27,63	-25,17
	PSO_U_9	-29,8349454*	0,28	0,00	-31,06	-28,61
	PSO_U_10	-33,4824719*	0,28	0,00	-34,71	-32,26
	PSO_U_20	-73,7695053*	0,34	0,00	-75,20	-72,34
	PSO_U_30	-111,0978387*	0,29	0,00	-112,35	-109,84
	PSO_U_40	-149,8385720*	0,31	0,00	-151,15	-148,53

Tablo 6.77.(Devam) D493 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_2	-5,6101140*	0,28	0,00	-6,85	-4,37
	PSO_M_3	-9,2501269*	0,28	0,00	-10,48	-8,02
	PSO_M_4	-12,2579018*	0,29	0,00	-13,52	-11,00
	PSO_M_5	-15,0257060*	0,28	0,00	-16,26	-13,79
	PSO_M_6	-18,7543049*	0,30	0,00	-20,04	-17,47
	PSO_M_7	-22,8586316*	0,30	0,00	-24,14	-21,58
	PSO_M_8	-26,5559827*	0,29	0,00	-27,80	-25,31
	PSO_M_9	-30,2417419*	0,29	0,00	-31,51	-28,97
	PSO_M_10	-34,0407354*	0,30	0,00	-35,32	-32,76
	PSO_M_20	-75,4500849*	0,33	0,00	-76,84	-74,06
	PSO_M_30	-114,6098074*	0,49	0,00	-116,68	-112,54
	PSO_M_40	-152,6986739*	0,39	0,00	-154,32	-151,08
	PSO_M2_2x2	-19,2416149*	0,28	0,00	-20,47	-18,01
	PSO_M2_3x3	-39,3063567*	2,67	0,00	-51,37	-27,24
	PSO_M2_4x4	-71,1669054*	0,44	0,00	-73,16	-69,18
	PSO_M2_5x5	-109,0212867*	0,46	0,00	-110,97	-107,07
	PSO_M2_6x6	-153,5463054*	0,68	0,00	-156,92	-150,17
	PSO_M2_7x7	-208,2331054*	0,80	0,00	-212,27	-204,20
	PSO_M2_8x8	-270,6569720*	0,72	0,00	-274,23	-267,09
	PSO_M2_9x9	-331,8429720*	0,64	0,00	-334,98	-328,70
PSO_M2_10x10	-394,5045720*	0,57	0,00	-396,94	-392,07	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

D493 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 49555,13 değeri ile FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile problem 49 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı, standart algoritmanın 64,14 saniyede 352856,93 ortalama çözüm değerine karşılık 274,38 saniyede 50817,22 ortalama çözümünü elde etmiştir.

#### 6.4. Büyük Ölçekli Problemler

500+ nokta içeren problemler arasından seçilmiş D657, Pr1002, Pr2392, R15934, R111849 ve D18512 problemleri ve çözüm değerleri aşağıda sunulmuştur.

##### 6.4.1. D657 problemi

657 düğüme sahip D657 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.78.'de verilmiştir. Tablo 6.78.'den görüleceği üzere

orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 66141,22 ve maksimum 79117,37 değerleri arasında ortalaması 727473 ve standart sapması 41884,70 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 711833 ve üst sınırı 743113 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.78. D657 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	727473,00	41884,70	7647,06	711833,00	743113,00	660141,22	791117,37
PSO_U_2	30	440078,30	19064,97	3480,77	432959,33	447197,28	410225,41	489508,38
PSO_U_3	30	315062,17	10479,36	1913,26	311149,11	318975,23	298634,84	345698,56
PSO_U_4	30	249595,12	10304,91	1881,41	245747,20	253443,04	234137,14	286017,13
PSO_U_5	30	206940,14	8589,64	1568,25	203732,72	210147,57	193853,33	233320,25
PSO_U_6	30	176283,92	5853,03	1068,61	174098,36	178469,48	164606,05	186820,86
PSO_U_7	30	152276,26	5078,81	927,26	150379,80	154172,72	139414,44	163352,20
PSO_U_8	30	143561,50	4210,79	768,78	141989,16	145133,83	132150,48	151340,56
PSO_U_9	30	131082,94	3931,10	717,72	129615,05	132550,84	123114,26	138299,72
PSO_U_10	30	123372,23	3799,19	693,63	121953,59	124790,87	113555,59	131246,88
PSO_U_20	30	98957,37	3521,26	642,89	97642,51	100272,23	93156,88	107393,43
PSO_U_30	30	99383,48	6303,11	1150,78	97029,86	101737,10	88746,62	110991,04
PSO_U_40	30	99572,62	7556,78	1379,67	96750,87	102394,37	83324,20	118864,27
PSO_M_2	30	436622,41	19558,25	3570,83	429319,24	443925,59	404220,78	487630,50
PSO_M_3	30	313178,05	11962,73	2184,09	308711,09	317645,00	293274,41	336693,53
PSO_M_4	30	249103,69	8747,37	1597,04	245837,37	252370,01	231712,83	262718,56
PSO_M_5	30	206786,38	9008,86	1644,79	203422,42	210150,34	182279,09	224020,33
PSO_M_6	30	176306,30	6588,19	1202,83	173846,23	178766,37	163516,94	189433,05
PSO_M_7	30	153193,33	5816,73	1061,98	151021,33	155365,33	145580,69	169019,45
PSO_M_8	30	139853,35	4627,94	844,94	138125,25	141581,46	129600,88	146813,34
PSO_M_9	30	130395,02	4204,32	767,60	128825,10	131964,94	122670,13	138310,27
PSO_M_10	30	123234,81	3500,78	639,15	121927,60	124542,02	117137,09	129478,52
PSO_M_20	30	94265,32	3150,12	575,13	93089,05	95441,60	85846,80	98911,21
PSO_M_30	30	88386,54	4320,47	788,81	86773,25	89999,83	81409,55	99879,60
PSO_M_40	30	88035,78	4899,01	894,43	86206,46	89865,10	78518,48	98761,63
PSO_M2_2x2	30	245807,01	7941,36	1449,89	242841,66	248772,36	232575,73	261418,08
PSO_M2_3x3	30	130660,20	4455,45	813,45	128996,50	132323,89	121662,77	138677,94
PSO_M2_4x4	30	99071,06	3166,48	578,12	97888,67	100253,44	90303,04	104561,23
PSO_M2_5x5	30	84492,85	1968,21	359,34	83757,91	85227,79	80061,69	88286,42
PSO_M2_6x6	30	76313,31	1244,91	227,29	75848,45	76778,16	73973,88	79320,52
PSO_M2_7x7	30	72302,30	1294,78	236,39	71818,82	72785,78	69550,41	74884,63
PSO_M2_8x8	30	72093,78	1271,69	232,18	71618,92	72568,64	69815,31	74818,59
PSO_M2_9x9	30	74016,57	1031,99	188,41	73631,22	74401,92	71633,53	75598,32
PSO_M2_10x10	30	76213,35	1325,13	241,93	75718,54	76708,16	73490,26	79640,09
PSO_M2_20x20	5	100294,39	2424,16	1084,12	97284,39	103304,38	96501,84	102336,39
Toplam	1025	178849,35	135062,66	4218,65	170571,17	187127,54	69550,41	791117,37

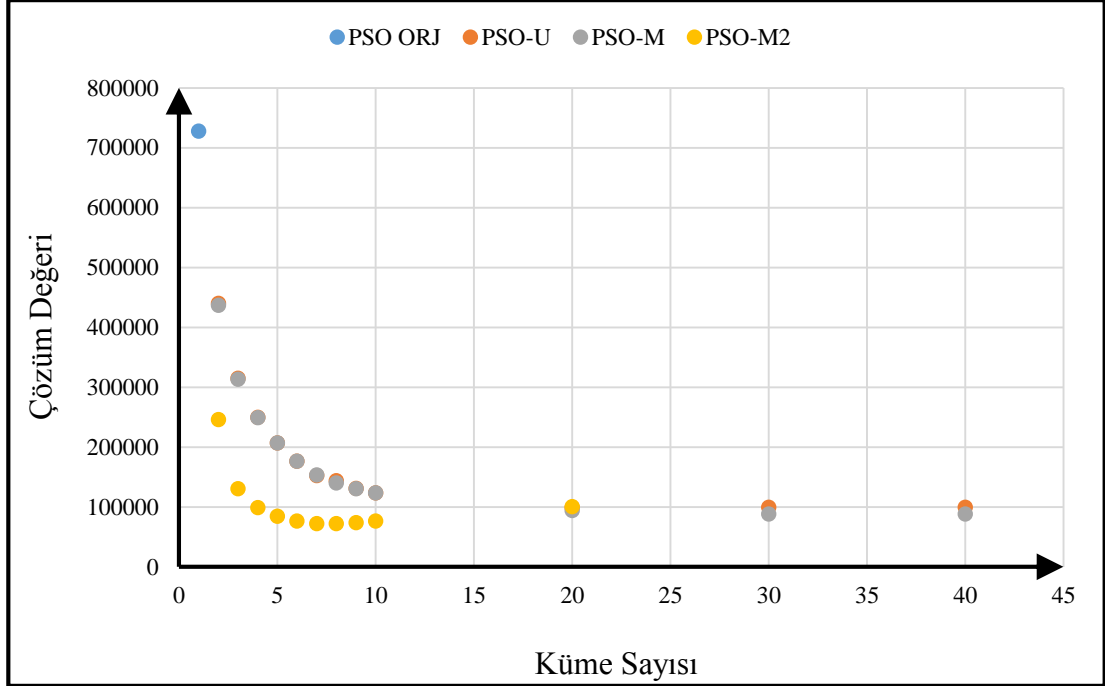
Tablo 6.79.'da ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (8x8) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 72093,78 ve standart sapması 1271,69 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 69550,41 değeri de FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.79. D657 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_8x8	30	72093,78	1271,69	232,18	71618,92	72568,64	69815,31	74818,59
PSO_M2_7x7	30	72302,30	1294,78	236,39	71818,82	72785,78	69550,41	74884,63
PSO_M2_9x9	30	74016,57	1031,99	188,41	73631,22	74401,92	71633,53	75598,32
PSO_M2_10x10	30	76213,35	1325,13	241,93	75718,54	76708,16	73490,26	79640,09
PSO_M2_6x6	30	76313,31	1244,91	227,29	75848,45	76778,16	73973,88	79320,52
PSO_M2_5x5	30	84492,85	1968,21	359,34	83757,91	85227,79	80061,69	88286,42
PSO_M_40	30	88035,78	4899,01	894,43	86206,46	89865,10	78518,48	98761,63
PSO_M_30	30	88386,54	4320,47	788,81	86773,25	89999,83	81409,55	99879,60
PSO_M_20	30	94265,32	3150,12	575,13	93089,05	95441,60	85846,80	98911,21
PSO_U_20	30	98957,37	3521,26	642,89	97642,51	100272,23	93156,88	107393,43
PSO_M2_4x4	30	99071,06	3166,48	578,12	97888,67	100253,44	90303,04	104561,23
PSO_U_30	30	99383,48	6303,11	1150,78	97029,86	101737,10	88746,62	110991,04
PSO_U_40	30	99572,62	7556,78	1379,67	96750,87	102394,37	83324,20	118864,27
PSO_M2_20x20	5	100294,39	2424,16	1084,12	97284,39	103304,38	96501,84	102336,39
PSO_M_10	30	123234,81	3500,78	639,15	121927,60	124542,02	117137,09	129478,52
PSO_U_10	30	123372,23	3799,19	693,63	121953,59	124790,87	113555,59	131246,88
PSO_M_9	30	130395,02	4204,32	767,60	128825,10	131964,94	122670,13	138310,27
PSO_M2_3x3	30	130660,20	4455,45	813,45	128996,50	132323,89	121662,77	138677,94
PSO_U_9	30	131082,94	3931,10	717,72	129615,05	132550,84	123114,26	138299,72
PSO_M_8	30	139853,35	4627,94	844,94	138125,25	141581,46	129600,88	146813,34
PSO_U_8	30	143561,50	4210,79	768,78	141989,16	145133,83	132150,48	151340,56
PSO_U_7	30	152276,26	5078,81	927,26	150379,80	154172,72	139414,44	163352,20
PSO_M_7	30	153193,33	5816,73	1061,98	151021,33	155365,33	145580,69	169019,45
PSO_U_6	30	176283,92	5853,03	1068,61	174098,36	178469,48	164606,05	186820,86
PSO_M_6	30	176306,30	6588,19	1202,83	173846,23	178766,37	163516,94	189433,05
PSO_M_5	30	206786,38	9008,86	1644,79	203422,42	210150,34	182279,09	224020,33
PSO_U_5	30	206940,14	8589,64	1568,25	203732,72	210147,57	193853,33	233320,25
PSO_M2_2x2	30	245807,01	7941,36	1449,89	242841,66	248772,36	232575,73	261418,08
PSO_M_4	30	249103,69	8747,37	1597,04	245837,37	252370,01	231712,83	262718,56
PSO_U_4	30	249595,12	10304,91	1881,41	245747,20	253443,04	234137,14	286017,13
PSO_M_3	30	313178,05	11962,73	2184,09	308711,09	317645,00	293274,41	336693,53
PSO_U_3	30	315062,17	10479,36	1913,26	311149,11	318975,23	298634,84	345698,56
PSO_M_2	30	436622,41	19558,25	3570,83	429319,24	443925,59	404220,78	487630,50
PSO_U_2	30	440078,30	19064,97	3480,77	432959,33	447197,28	410225,41	489508,38
Orijinal PSO	30	727473,00	41884,70	7647,06	711833,00	743113,00	660141,22	791117,37



Şekil 6.11.'de sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde D657 problemi için FCM-PSO-M yöntemi için 40, FCM-PSO-U yöntemi için 20 kümeden daha fazla kümeye bölüldüğü noktada çözümün iyileşmekten ziyade kötüleştiği gözlenmiştir. Benzer şekilde FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 64 kümeye karşılık gelen 8x8 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.11. D657 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Tablo 6.80. D657 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	18575493612286,000	34	546338047420,177	5189,046	0,000
Grup İçi	104233925605,167	990	105286793,541		
Toplam	18679727537891,200	1024			

D657 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.80.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.81.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 34,733 ve Sig.

değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.82.'de verilmektedir.

Tablo 6.81. D657 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
34,733	34	990	,000

Tablo 6.82. D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	287394,6965867*	8401,99	0,00	250740,84	324048,56
	PSO_U_3	412410,8299233*	7882,78	0,00	377089,81	447731,85
	PSO_U_4	477877,8825367*	7875,11	0,00	442573,42	513182,34
	PSO_U_5	520532,8564933*	7806,22	0,00	485372,25	555693,46
	PSO_U_6	551189,0788967*	7721,37	0,00	516192,96	586185,20
	PSO_U_7	575196,7377533*	7703,08	0,00	540234,14	610159,34
	PSO_U_8	583911,5018100*	7685,61	0,00	548980,24	618842,76
	PSO_U_9	596390,0572800*	7680,67	0,00	561467,54	631312,58
	PSO_U_10	604100,7674400*	7678,46	0,00	569182,15	639019,39
	PSO_U_20	628515,6265563*	7674,04	0,00	593604,76	663426,49
	PSO_U_30	628089,5187460*	7733,17	0,00	593071,40	663107,64
	PSO_U_40	627900,3760390*	7770,53	0,00	592810,72	662990,03
	PSO_M_2	290850,5861700*	8439,69	0,00	254086,13	327615,05
	PSO_M_3	414294,9538733*	7952,85	0,00	378817,85	449772,06
	PSO_M_4	478369,3080533*	7812,05	0,00	443196,86	513541,75
	PSO_M_5	520686,6184800*	7821,95	0,00	485493,94	555879,29
	PSO_M_6	551166,6960867*	7741,09	0,00	516133,66	586199,74
	PSO_M_7	574279,6700400*	7720,45	0,00	539285,24	609274,10
	PSO_M_8	587619,6458267*	7693,60	0,00	552674,13	622565,17
	PSO_M_9	597077,9815100*	7685,49	0,00	562146,93	632009,03
	PSO_M_10	604238,1880200*	7673,73	0,00	569327,87	639148,51
	PSO_M_20	633207,6757803*	7668,66	0,00	598306,19	668109,16
	PSO_M_30	639086,4604160*	7687,64	0,00	604151,59	674021,33
	PSO_M_40	639437,2216130*	7699,20	0,00	604481,64	674392,80
	PSO_M2_2x2	481665,9913900*	7783,30	0,00	446551,23	516780,75
	PSO_M2_3x3	596812,8041567*	7690,21	0,00	561873,36	631752,25
	PSO_M2_4x4	628401,9445300*	7668,89	0,00	593500,07	663303,82
	PSO_M2_5x5	642980,1494790*	7655,50	0,00	608101,34	677858,96

Tablo 6.82.(Devam) D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M2_6x6	651159,6914057*	7650,44	0,00	616289,50	686029,88
	PSO_M2_7x7	655170,7013023*	7650,72	0,00	620300,05	690041,36
	PSO_M2_8x8	655379,2218747*	7650,59	0,00	620508,79	690249,66
	PSO_M2_9x9	653456,4265613*	7649,39	0,00	618588,03	688324,82
	PSO_M2_10x10	651259,6450513*	7650,89	0,00	616388,70	686130,59
	PSO_M2_20x20	627178,6138100*	7723,53	0,00	592165,17	662192,05

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.82. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.83. incelendiğinde D657 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (8x8) ile, FCM-PSO-M2 (7x7) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (8x8) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (7x7) varyantına göre 208,52 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.83. D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 8x8)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_8x8	Orijinal PSO	-655379,2218747*	7650,59	0,00	-690249,66	-620508,79
	PSO_U_2	-367984,5252880*	3488,51	0,00	-383867,26	-352101,79
	PSO_U_3	-242968,3919513*	1927,30	0,00	-251715,91	-234220,87
	PSO_U_4	-177501,3393380*	1895,68	0,00	-186104,10	-168898,58
	PSO_U_5	-134846,3653813*	1585,34	0,00	-142026,76	-127665,97
	PSO_U_6	-104190,1429780*	1093,54	0,00	-109109,04	-99271,25
	PSO_U_7	-80182,4841213*	955,89	0,00	-84465,50	-75899,47
	PSO_U_8	-71467,7200647*	803,08	0,00	-75042,57	-67892,87
	PSO_U_9	-58989,1645947*	754,34	0,00	-62337,55	-55640,78
	PSO_U_10	-51278,4544347*	731,46	0,00	-54520,43	-48036,48
	PSO_U_20	-26863,5953183*	683,53	0,00	-29882,45	-23844,74
	PSO_U_30	-27289,7031287*	1173,97	0,00	-32579,38	-22000,02

Tablo 6.83.(Devam) D657 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 8x8)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_8x8	PSO_U_40	-27478,8458357*	1399,07	0,00	-33804,11	-21153,59
	PSO_M_2	-364528,6357047*	3578,37	0,00	-380821,64	-348235,63
	PSO_M_3	-241084,2680013*	2196,39	0,00	-251063,33	-231105,20
	PSO_M_4	-177009,9138213*	1613,83	0,00	-184321,00	-169698,82
	PSO_M_5	-134692,6033947*	1661,09	0,00	-142220,42	-127164,79
	PSO_M_6	-104212,5257880*	1225,04	0,00	-109737,38	-98687,67
	PSO_M_7	-81099,5518347*	1087,07	0,00	-85988,57	-76210,54
	PSO_M_8	-67759,5760480*	876,26	0,00	-71673,93	-63845,22
	PSO_M_9	-58301,2403647*	801,95	0,00	-61870,84	-54731,64
	PSO_M_10	-51141,0338547*	680,02	0,00	-54143,51	-48138,56
	PSO_M_20	-22171,5460943*	620,23	0,00	-24895,33	-19447,76
	PSO_M_30	-16292,7614587*	822,27	0,00	-19956,69	-12628,83
	PSO_M_40	-15942,0002617*	924,08	0,00	-20077,82	-11806,18
	PSO_M2_2x2	-173713,2304847*	1468,36	0,00	-180356,74	-167069,72
	PSO_M2_3x3	-58566,4177180*	845,94	0,00	-62340,17	-54792,66
	PSO_M2_4x4	-26977,2773447*	623,00	0,00	-29713,98	-24240,58
	PSO_M2_5x5	-12399,0723957*	427,83	0,00	-14228,68	-10569,47
	PSO_M2_6x6	-4219,5304690*	324,91	0,00	-5591,56	-2847,50
	PSO_M2_7x7	-208,5205723	331,34	1,00	-1607,70	1190,66
	PSO_M2_9x9	-1922,7953133*	299,01	0,00	-3189,42	-656,17
PSO_M2_10x10	-4119,5768233*	335,32	0,00	-5535,69	-2703,46	
PSO_M2_20x20	-28200,6080647*	1108,70	0,00	-43656,54	-12744,68	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.84'teki çözüm süreleri ve Tablo 6.85.'teki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 112,92 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 97,16 saniye FCM-PSO-U\_4 99,97 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.84. D657 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	87,52	1,80	0,33	86,85	88,19	85,75	91,73
PSO_U_2	30	96,10	2,10	0,38	95,32	96,89	92,16	99,74
PSO_U_3	30	98,25	0,84	0,15	97,94	98,57	96,95	100,28
PSO_U_4	30	99,97	0,75	0,14	99,69	100,25	98,30	101,26
PSO_U_5	30	102,88	0,90	0,16	102,54	103,21	101,56	104,50
PSO_U_6	30	106,23	0,59	0,11	106,01	106,45	105,14	107,59
PSO_U_7	30	108,85	0,77	0,14	108,56	109,14	107,48	111,27
PSO_U_8	30	112,36	0,67	0,12	112,11	112,61	111,15	114,10
PSO_U_9	30	115,97	0,76	0,14	115,69	116,26	114,88	117,81
PSO_U_10	30	120,04	0,68	0,12	119,79	120,29	118,60	121,10
PSO_U_20	30	160,18	1,14	0,21	159,75	160,61	158,07	162,11
PSO_U_30	30	199,10	3,00	0,55	197,99	200,22	194,32	203,82
PSO_U_40	30	231,57	3,87	0,71	230,13	233,02	225,59	241,00
PSO_M_2	30	93,02	0,95	0,17	92,66	93,37	91,37	94,89
PSO_M_3	30	95,12	0,93	0,17	94,77	95,47	93,66	98,23
PSO_M_4	30	97,16	0,71	0,13	96,90	97,43	95,88	98,65
PSO_M_5	30	100,61	0,55	0,10	100,40	100,81	99,62	102,02
PSO_M_6	30	104,97	0,70	0,13	104,71	105,23	103,96	106,74
PSO_M_7	30	108,43	0,61	0,11	108,20	108,66	106,93	109,35
PSO_M_8	30	111,78	0,64	0,12	111,54	112,02	110,73	113,19
PSO_M_9	30	115,89	0,52	0,10	115,69	116,08	114,95	116,79
PSO_M_10	30	120,06	0,73	0,13	119,79	120,33	118,58	121,20
PSO_M_20	30	160,36	0,71	0,13	160,09	160,62	159,10	161,61
PSO_M_30	30	199,38	1,40	0,26	198,85	199,90	197,29	202,93
PSO_M_40	30	238,23	1,00	0,18	237,86	238,60	236,92	239,91
PSO_M2_2x2	30	112,92	5,92	1,08	110,71	115,13	105,90	122,40
PSO_M2_3x3	30	139,43	6,14	1,12	137,14	141,73	128,37	148,39
PSO_M2_4x4	30	162,25	4,08	0,75	160,73	163,78	158,14	172,08
PSO_M2_5x5	30	181,30	14,18	2,59	176,00	186,59	158,20	197,48
PSO_M2_6x6	30	241,33	2,82	0,52	240,27	242,38	235,19	247,30
PSO_M2_7x7	30	294,39	3,32	0,61	293,15	295,63	287,00	300,36
PSO_M2_8x8	30	356,15	3,40	0,62	354,88	357,42	347,34	362,58
PSO_M2_9x9	30	428,38	7,00	1,28	425,76	430,99	412,52	439,87
PSO_M2_10x10	30	482,37	9,42	1,72	478,85	485,89	475,79	508,22
PSO_M2_20x20	5	1682,87	6,33	2,83	1675,02	1690,73	1673,77	1689,76
Toplam	1025	171,60	143,00	4,47	162,84	180,37	85,75	1689,76

Tablo 6.85. D657 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	87,52	1,80	0,33	86,85	88,19	85,75	91,73
PSO_M_2	30	93,02	0,95	0,17	92,66	93,37	91,37	94,89
PSO_M_3	30	95,12	0,93	0,17	94,77	95,47	93,66	98,23
PSO_U_2	30	96,10	2,10	0,38	95,32	96,89	92,16	99,74
PSO_M_4	30	97,16	0,71	0,13	96,90	97,43	95,88	98,65
PSO_U_3	30	98,25	0,84	0,15	97,94	98,57	96,95	100,28
PSO_U_4	30	99,97	0,75	0,14	99,69	100,25	98,30	101,26
PSO_M_5	30	100,61	0,55	0,10	100,40	100,81	99,62	102,02
PSO_U_5	30	102,88	0,90	0,16	102,54	103,21	101,56	104,50
PSO_M_6	30	104,97	0,70	0,13	104,71	105,23	103,96	106,74
PSO_U_6	30	106,23	0,59	0,11	106,01	106,45	105,14	107,59
PSO_M_7	30	108,43	0,61	0,11	108,20	108,66	106,93	109,35
PSO_U_7	30	108,85	0,77	0,14	108,56	109,14	107,48	111,27
PSO_M_8	30	111,78	0,64	0,12	111,54	112,02	110,73	113,19
PSO_U_8	30	112,36	0,67	0,12	112,11	112,61	111,15	114,10
PSO_M2_2x2	30	112,92	5,92	1,08	110,71	115,13	105,90	122,40
PSO_M_9	30	115,89	0,52	0,10	115,69	116,08	114,95	116,79
PSO_U_9	30	115,97	0,76	0,14	115,69	116,26	114,88	117,81
PSO_U_10	30	120,04	0,68	0,12	119,79	120,29	118,60	121,10
PSO_M_10	30	120,06	0,73	0,13	119,79	120,33	118,58	121,20
PSO_M2_3x3	30	139,43	6,14	1,12	137,14	141,73	128,37	148,39
PSO_U_20	30	160,18	1,14	0,21	159,75	160,61	158,07	162,11
PSO_M_20	30	160,36	0,71	0,13	160,09	160,62	159,10	161,61
PSO_M2_4x4	30	162,25	4,08	0,75	160,73	163,78	158,14	172,08
PSO_M2_5x5	30	181,30	14,18	2,59	176,00	186,59	158,20	197,48
PSO_U_30	30	199,10	3,00	0,55	197,99	200,22	194,32	203,82
PSO_M_30	30	199,38	1,40	0,26	198,85	199,90	197,29	202,93
PSO_U_40	30	231,57	3,87	0,71	230,13	233,02	225,59	241,00
PSO_M_40	30	238,23	1,00	0,18	237,86	238,60	236,92	239,91
PSO_M2_6x6	30	241,33	2,82	0,52	240,27	242,38	235,19	247,30
PSO_M2_7x7	30	294,39	3,32	0,61	293,15	295,63	287,00	300,36
PSO_M2_8x8	30	356,15	3,40	0,62	354,88	357,42	347,34	362,58
PSO_M2_9x9	30	428,38	7,00	1,28	425,76	430,99	412,52	439,87
PSO_M2_10x10	30	482,37	9,42	1,72	478,85	485,89	475,79	508,22
PSO_M2_20x20	5	1682,87	6,33	2,83	1675,02	1690,73	1673,77	1689,76

Tablo 6.86. D657 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	20924889,997	34	615437,941	41199,229	0,000
Grup İçi	14788,713	990	14,938		
Toplam	20939678,710	1024			

D657 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.86.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.87.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 44,688 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.88.'de verilmektedir.

Tablo 6.87. D657 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
44,688	34	990	,000

Tablo 6.88.'deki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen bütün varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 87,52 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_20 varyantı ortalama 160,18 saniye, FCM-PSO-M\_40 ortalama 238,23 saniye, FCM-PSO-M2 (8x8) 356,15 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Tablo 6.88. D657 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-8,5857840*	0,50	0,00	-10,72	-6,45
	PSO_U_3	-10,7361881*	0,36	0,00	-12,31	-9,16
	PSO_U_4	-12,4516751*	0,36	0,00	-14,01	-10,89
	PSO_U_5	-15,3588380*	0,37	0,00	-16,95	-13,77
	PSO_U_6	-18,7099888*	0,35	0,00	-20,24	-17,18
	PSO_U_7	-21,3350487*	0,36	0,00	-22,90	-19,77

Tablo 6.88.(Devam) D657 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_8	-24,8425033*	0,35	0,00	-26,39	-23,30
	PSO_U_9	-28,4547302*	0,36	0,00	-30,01	-26,90
	PSO_U_10	-32,5216114*	0,35	0,00	-34,07	-30,98
	PSO_U_20	-72,6630883*	0,39	0,00	-74,33	-71,00
	PSO_U_30	-111,5850883*	0,64	0,00	-114,32	-108,85
	PSO_U_40	-144,0562883*	0,78	0,00	-147,45	-140,66
	PSO_M_2	-5,4974296*	0,37	0,00	-7,10	-3,89
	PSO_M_3	-7,6046123*	0,37	0,00	-9,21	-6,00
	PSO_M_4	-9,6444244*	0,35	0,00	-11,20	-8,09
	PSO_M_5	-13,0884385*	0,34	0,00	-14,62	-11,56
	PSO_M_6	-17,4540054*	0,35	0,00	-19,00	-15,91
	PSO_M_7	-20,9078204*	0,35	0,00	-22,44	-19,37
	PSO_M_8	-24,2584483*	0,35	0,00	-25,80	-22,72
	PSO_M_9	-28,3704063*	0,34	0,00	-29,89	-26,85
	PSO_M_10	-32,5423200*	0,35	0,00	-34,10	-30,99
	PSO_M_20	-72,8373241*	0,35	0,00	-74,39	-71,29
	PSO_M_30	-111,8586787*	0,42	0,00	-113,62	-110,09
	PSO_M_40	-150,7096413*	0,38	0,00	-152,33	-149,09
	PSO_M2_2x2	-25,3988313*	1,13	0,00	-30,43	-20,37
	PSO_M2_3x3	-51,9142191*	1,17	0,00	-57,12	-46,71
	PSO_M2_4x4	-74,7330217*	0,81	0,00	-78,29	-71,17
	PSO_M2_5x5	-93,7802542*	2,61	0,00	-105,62	-81,94
	PSO_M2_6x6	-153,8087883*	0,61	0,00	-156,42	-151,19
	PSO_M2_7x7	-206,8745550*	0,69	0,00	-209,85	-203,90
	PSO_M2_8x8	-268,6304217*	0,70	0,00	-271,67	-265,59
	PSO_M2_9x9	-340,8583550*	1,32	0,00	-346,76	-334,95
	PSO_M2_10x10	-394,8483550*	1,75	0,00	-402,75	-386,95
	PSO_M2_20x20	-1595,3543217*	2,85	0,00	-1639,28	-1551,43

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

D657 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 69550,41 değeri ile FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile problem 49 kümeye bölüdüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı, standart algoritmanın 87,52 saniyede 727473 ortalama çözüm değerine karşılık 294,39 saniyede 72302,30 ortalama çözümünü elde etmiştir



#### 6.4.2. Pr1002 problemi

1002 düğüme sahip Pr1002 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.89.'da verilmiştir. Tablo 6.89.'dan görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 1526772,76 ve maksimum 6032632,21 değerleri arasında ortalaması 5557984,18 ve standart sapması 1048277,37 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 5166550,98 ve üst sınırı 5949417,37 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.89. Pr1002 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	5557984,18	1048277,35	191388,38	5166550,98	5949417,37	1526772,76	6032632,21
PSO_U_2	30	3618167,82	202061,19	36891,16	3542716,93	3693618,71	3266140,75	4114314,25
PSO_U_3	30	2723296,84	115176,07	21028,18	2680289,39	2766304,29	2545745,50	2975931,50
PSO_U_4	30	2013557,62	79527,45	14519,66	1983861,58	2043253,66	1844013,38	2199917,25
PSO_U_5	30	1568657,25	53718,16	9807,55	1548598,56	1588715,94	1475204,75	1667805,38
PSO_U_6	30	1347093,83	48691,54	8889,82	1328912,11	1365275,54	1239843,88	1457263,13
PSO_U_7	30	1198850,59	31368,70	5727,11	1187137,32	1210563,85	1108545,88	1246972,13
PSO_U_8	30	1073536,56	33957,22	6199,71	1060856,73	1086216,39	1010595,00	1154745,00
PSO_U_9	30	952878,29	33408,33	6099,50	940403,42	965353,17	870033,19	1083401,25
PSO_U_10	30	884810,72	22303,07	4071,96	876482,62	893138,83	845378,94	932288,50
PSO_U_20	30	621578,75	23752,38	4336,57	612709,46	630448,03	568970,50	686884,81
PSO_U_30	30	566495,91	22360,45	4082,44	558146,39	574845,44	519169,31	611310,44
PSO_U_40	30	571359,28	31318,04	5717,87	559664,93	583053,62	525091,94	635507,31
PSO_M_2	30	3517601,46	165089,93	30141,16	3455955,87	3579247,05	3245496,25	3906703,75
PSO_M_3	30	2666444,39	91386,36	16684,79	2632320,16	2700568,62	2501123,00	2826175,00
PSO_M_4	30	1987118,29	64898,65	11848,82	1962884,74	2011351,85	1879081,13	2083016,00
PSO_M_5	30	1555217,13	41372,85	7553,61	1539768,26	1570666,01	1453616,13	1638214,13
PSO_M_6	30	1324251,99	40317,86	7361,00	1309197,05	1339306,92	1229878,63	1401383,88
PSO_M_7	30	1179418,99	26588,65	4854,40	1169490,62	1189347,36	1134441,50	1235108,75
PSO_M_8	30	1056831,20	37779,47	6897,56	1042724,11	1070938,28	968944,06	1150714,88
PSO_M_9	30	956441,67	30995,35	5658,95	944867,81	968015,52	905595,81	1015646,13
PSO_M_10	30	882818,56	27721,42	5061,22	872467,22	893169,91	831894,81	926988,88
PSO_M_20	30	604338,42	20300,88	3706,42	596757,95	611918,90	575717,63	672558,63
PSO_M_30	30	531767,23	20394,35	3723,48	524151,85	539382,60	486784,81	567224,81
PSO_M_40	30	509627,27	18434,13	3365,60	502743,85	516510,69	478742,84	550843,56
PSO_M2_2x2	30	2020756,17	88254,45	16112,99	1987801,42	2053710,93	1868106,50	2265382,50
PSO_M2_3x3	10	1031352,98	37922,78	11992,24	1004224,66	1058481,30	957847,19	1073061,38
PSO_M2_4x4	10	685767,09	20886,56	6604,91	670825,74	700708,43	658990,88	712493,13
PSO_M2_5x5	30	512131,94	10780,51	1968,24	508106,43	516157,45	489664,09	531867,06

Tablo 6.89.(Devam) Pr1002 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_6x6	10	453194,83	10336,97	3268,84	445800,21	460589,46	433151,81	465444,41
PSO_M2_7x7	10	431975,10	5045,08	1595,39	428366,07	435584,14	425388,81	441438,19
PSO_M2_8x8	10	411209,98	5111,87	1616,52	407553,17	414866,79	402407,84	418484,25
PSO_M2_9x9	30	397310,21	7425,06	1355,63	394537,65	400082,78	383544,34	412849,25
PSO_M2_10x10	30	397594,51	6308,14	1151,70	395239,01	399950,01	384616,00	413176,63
Toplam	920	1428340,34	1167269,55	38483,74	1352814,13	1503866,55	383544,34	6032632,21

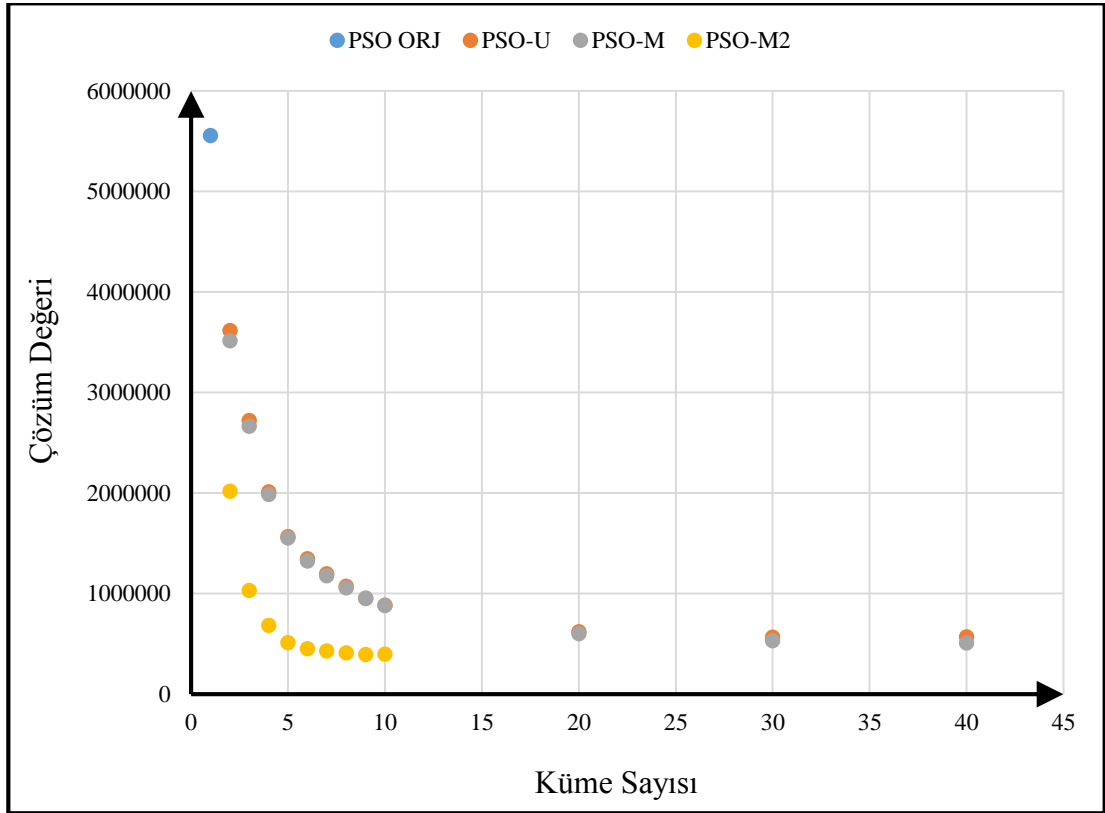
Tablo 6.90.'da ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 397310,21 ve standart sapması 7425,06 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 383544,34 değeri de yine FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.90. Pr1002 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_9x9	30	397310,21	7425,06	1355,63	394537,65	400082,78	383544,34	412849,25
PSO_M2_10x10	30	397594,51	6308,14	1151,70	395239,01	399950,01	384616,00	413176,63
PSO_M2_8x8	10	411209,98	5111,87	1616,52	407553,17	414866,79	402407,84	418484,25
PSO_M2_7x7	10	431975,10	5045,08	1595,39	428366,07	435584,14	425388,81	441438,19
PSO_M2_6x6	10	453194,83	10336,97	3268,84	445800,21	460589,46	433151,81	465444,41
PSO_M_40	30	509627,27	18434,13	3365,60	502743,85	516510,69	478742,84	550843,56
PSO_M2_5x5	30	512131,94	10780,51	1968,24	508106,43	516157,45	489664,09	531867,06
PSO_M_30	30	531767,23	20394,35	3723,48	524151,85	539382,60	486784,81	567224,81
PSO_U_30	30	566495,91	22360,45	4082,44	558146,39	574845,44	519169,31	611310,44
PSO_U_40	30	571359,28	31318,04	5717,87	559664,93	583053,62	525091,94	635507,31
PSO_M_20	30	604338,42	20300,88	3706,42	596757,95	611918,90	575717,63	672558,63
PSO_U_20	30	621578,75	23752,38	4336,57	612709,46	630448,03	568970,50	686884,81
PSO_M2_4x4	10	685767,09	20886,56	6604,91	670825,74	700708,43	658990,88	712493,13
PSO_M_10	30	882818,56	27721,42	5061,22	872467,22	893169,91	831894,81	926988,88
PSO_U_10	30	884810,72	22303,07	4071,96	876482,62	893138,83	845378,94	932288,50
PSO_U_9	30	952878,29	33408,33	6099,50	940403,42	965353,17	870033,19	1083401,25
PSO_M_9	30	956441,67	30995,35	5658,95	944867,81	968015,52	905595,81	1015646,13
PSO_M2_3x3	10	1031352,98	37922,78	11992,24	1004224,66	1058481,30	957847,19	1073061,38
PSO_M_8	30	1056831,20	37779,47	6897,56	1042724,11	1070938,28	968944,06	1150714,88
PSO_U_8	30	1073536,56	33957,22	6199,71	1060856,73	1086216,39	1010595,00	1154745,00
PSO_M_7	30	1179418,99	26588,65	4854,40	1169490,62	1189347,36	1134441,50	1235108,75
PSO_U_7	30	1198850,59	31368,70	5727,11	1187137,32	1210563,85	1108545,88	1246972,13

Tablo 6.90.(Devam) Pr1002 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_6	30	1324251,99	40317,86	7361,00	1309197,05	1339306,92	1229878,63	1401383,88
PSO_U_6	30	1347093,83	48691,54	8889,82	1328912,11	1365275,54	1239843,88	1457263,13
PSO_M_5	30	1555217,13	41372,85	7553,61	1539768,26	1570666,01	1453616,13	1638214,13
PSO_U_5	30	1568657,25	53718,16	9807,55	1548598,56	1588715,94	1475204,75	1667805,38
PSO_M_4	30	1987118,29	64898,65	11848,82	1962884,74	2011351,85	1879081,13	2083016,00
PSO_U_4	30	2013557,62	79527,45	14519,66	1983861,58	2043253,66	1844013,38	2199917,25
PSO_M2_2x2	30	2020756,17	88254,45	16112,99	1987801,42	2053710,93	1868106,50	2265382,50
PSO_M_3	30	2666444,39	91386,36	16684,79	2632320,16	2700568,62	2501123,00	2826175,00
PSO_U_3	30	2723296,84	115176,07	21028,18	2680289,39	2766304,29	2545745,50	2975931,50
PSO_M_2	30	3517601,46	165089,93	30141,16	3455955,87	3579247,05	3245496,25	3906703,75
PSO_U_2	30	3618167,82	202061,19	36891,16	3542716,93	3693618,71	3266140,75	4114314,25
Orijinal PSO	30	5557984,18	1048277,35	191388,38	5166550,98	5949417,37	1526772,76	6032632,21



Şekil 6.12. Pr1002 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Şekil 6.12.'de sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde Pr1002 problemi için FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 81 kümeye karşılık gelen 9x9 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.

Tablo 6.91. Pr1002 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	1216566195762710,000	33	36865642295839,700	917,807	0,000
Grup İçi	35588040335432,500	886	40167088414,709		
Toplam	1252154236098140,000	919			

Pr1002 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.91.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.92.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 9,756 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.93.'te verilmektedir.

Tablo 6.92. Pr1002 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
9,756	33	886	,000

Tablo 6.93. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.93. Pr1002 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	1939816,3598667*	194911,44	0,00	1064781,57	2814851,15
	PSO_U_3	2834687,3348667*	192540,12	0,00	1964161,28	3705213,39
	PSO_U_4	3544426,5557000*	191938,36	0,00	2674970,13	4413882,98
	PSO_U_5	3989326,9265333*	191639,51	0,00	3120390,00	4858263,85
	PSO_U_6	4210890,3515333*	191594,74	0,00	3342030,58	5079750,12

Tablo 6.93.(Devam) Pr1002 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_7	4359133,5890333*	191474,05	0,00	3490480,89	5227786,29
	PSO_U_8	4484447,6160667*	191488,77	0,00	3615769,73	5353125,50
	PSO_U_9	4605105,8827833*	191485,55	0,00	3736433,51	5473778,26
	PSO_U_10	4673173,4536167*	191431,70	0,00	3804593,13	5541753,78
	PSO_U_20	4936405,4286167*	191437,51	0,00	4067815,18	5804995,67
	PSO_U_30	4991488,2619467*	191431,92	0,00	4122907,56	5860068,97
	PSO_U_40	4986624,9015333*	191473,78	0,00	4117972,68	5855277,13
	PSO_M_2	2040382,7182000*	193747,27	0,00	1167618,61	2913146,83
	PSO_M_3	2891539,7848667*	192114,28	0,00	2021773,90	3761305,67
	PSO_M_4	3570865,8848667*	191754,81	0,00	2701729,46	4440002,31
	PSO_M_5	4002767,0432000*	191537,39	0,00	3134005,84	4871528,25
	PSO_M_6	4233732,1890333*	191529,89	0,00	3364983,85	5102480,53
	PSO_M_7	4378565,1848667*	191449,94	0,00	3509953,71	5247176,66
	PSO_M_8	4501152,9805500*	191512,64	0,00	3632434,22	5369871,74
	PSO_M_9	4601542,5098667*	191472,03	0,00	3732893,28	5470191,74
	PSO_M_10	4675165,6119500*	191455,29	0,00	3806544,99	5543786,24
	PSO_M_20	4953645,7536167*	191424,27	0,00	4085078,10	5822213,41
	PSO_M_30	5026216,9504833*	191424,60	0,00	4157648,73	5894785,17
	PSO_M_40	5048356,9035967*	191417,97	0,00	4179799,99	5916913,82
	PSO_M2_2x2	3537228,0057000*	192065,46	0,00	2667548,26	4406907,75
	PSO_M2_3x3	4526631,1952333*	191763,73	0,00	3657474,68	5395787,71
	PSO_M2_4x4	4872217,0890333*	191502,32	0,00	4003515,58	5740918,60
	PSO_M2_5x5	5045852,2358867*	191398,50	0,00	4177328,51	5914375,96
	PSO_M2_6x6	5104789,3421233*	191416,30	0,00	4236235,26	5973343,42
	PSO_M2_7x7	5126009,0733833*	191395,03	0,00	4257491,26	5994526,89
	PSO_M2_8x8	5146774,1952533*	191395,21	0,00	4278256,08	6015292,31
	PSO_M2_9x9	5160673,9650500*	191393,19	0,00	4292159,30	6029188,63
	PSO_M2_10x10	5160389,6655333*	191391,85	0,00	4291877,28	6028902,05

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.94. incelendiğinde Pr1002 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (9x9) ile, FCM-PSO-M2 (10x10) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (10x10) varyantına göre 284,30 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.94. Pr1002 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 9x9)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_9x9	Orijinal PSO	-5160673,9650500*	191393,19	0,00	-6029188,63	-4292159,30
	PSO_U_2	-3220857,6051833*	36916,06	0,00	-3388309,52	-3053405,69
	PSO_U_3	-2325986,6301833*	21071,83	0,00	-2421486,06	-2230487,20
	PSO_U_4	-1616247,4093500*	14582,81	0,00	-1682246,41	-1550248,41
	PSO_U_5	-1171347,0385167*	9900,79	0,00	-1216019,16	-1126674,92
	PSO_U_6	-949783,6135167*	8992,58	0,00	-990309,81	-909257,41
	PSO_U_7	-801540,3760167*	5885,37	0,00	-827833,96	-775246,79
	PSO_U_8	-676226,3489833*	6346,19	0,00	-704637,49	-647815,20
	PSO_U_9	-555568,0822667*	6248,33	0,00	-583529,78	-527606,38
	PSO_U_10	-487500,5114333*	4291,69	0,00	-506441,87	-468559,16
	PSO_U_20	-224268,5364333*	4543,52	0,00	-244375,11	-204161,96
	PSO_U_30	-169185,7031033*	4301,63	0,00	-188173,08	-150198,33
	PSO_U_40	-174049,0635167*	5876,37	0,00	-200301,26	-147796,86
	PSO_M_2	-3120291,2468500*	30171,63	0,00	-3257121,77	-2983460,72
	PSO_M_3	-2269134,1801833*	16739,77	0,00	-2344943,70	-2193324,66
	PSO_M_4	-1589808,0801833*	11926,11	0,00	-1643713,01	-1535903,15
	PSO_M_5	-1157906,9218500*	7674,30	0,00	-1192406,00	-1123407,85
	PSO_M_6	-926941,7760167*	7484,79	0,00	-960573,29	-893310,26
	PSO_M_7	-782108,7801833*	5040,13	0,00	-804509,23	-759708,33
	PSO_M_8	-659520,9845000*	7029,51	0,00	-691066,84	-627975,13
	PSO_M_9	-559131,4551833*	5819,06	0,00	-585120,07	-533142,84
	PSO_M_10	-485508,3531000*	5239,62	0,00	-508828,83	-462187,88
	PSO_M_20	-207028,2114333*	3946,55	0,00	-224370,44	-189685,99
	PSO_M_30	-134457,0145667*	3962,58	0,00	-151873,57	-117040,46
	PSO_M_40	-112317,0614533*	3628,36	0,00	-128183,18	-96450,95
	PSO_M2_2x2	-1623445,9593500*	16169,91	0,00	-1696664,15	-1550227,77
	PSO_M2_3x3	-634042,7698167*	12068,61	0,00	-713340,65	-554744,89
	PSO_M2_4x4	-288456,8760167*	6742,59	0,00	-331343,92	-245569,83
PSO_M2_5x5	-114821,7291633*	2389,92	0,00	-124967,51	-104675,95	
PSO_M2_6x6	-55884,6229267*	3538,79	0,00	-76060,30	-35708,94	
PSO_M2_7x7	-34664,8916667*	2093,56	0,00	-44568,19	-24761,59	
PSO_M2_8x8	-13899,7697967*	2109,70	0,00	-23909,46	-3890,08	
PSO_M2_10x10	-284,2995167	1778,80	1,00	-7779,18	7210,58	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.95. Pr1002 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	139,39	3,90	0,71	137,93	140,84	135,80	147,99
PSO_U_2	30	138,72	1,89	0,34	138,02	139,43	136,78	143,15
PSO_U_3	30	140,14	1,13	0,21	139,72	140,56	138,24	143,22
PSO_U_4	30	142,69	1,19	0,22	142,24	143,14	140,44	145,69
PSO_U_5	30	143,55	0,91	0,17	143,21	143,89	141,61	145,79
PSO_U_6	30	147,22	1,24	0,23	146,75	147,68	145,63	150,57
PSO_U_7	30	151,14	0,93	0,17	150,79	151,49	149,40	153,24
PSO_U_8	30	155,34	0,69	0,13	155,08	155,59	154,12	156,84
PSO_U_9	30	161,85	1,81	0,33	161,18	162,52	158,76	165,57
PSO_U_10	30	162,22	1,03	0,19	161,83	162,60	160,14	164,90
PSO_U_20	30	203,95	1,72	0,31	203,31	204,60	200,60	207,54
PSO_U_30	30	234,52	2,34	0,43	233,65	235,39	230,13	238,16
PSO_U_40	30	274,86	8,82	1,61	271,57	278,16	271,18	321,28
PSO_M_2	30	137,02	1,77	0,32	136,35	137,68	134,81	141,97
PSO_M_3	30	138,94	0,95	0,17	138,59	139,30	137,14	140,44
PSO_M_4	30	141,39	0,93	0,17	141,05	141,74	139,84	143,75
PSO_M_5	30	142,63	1,09	0,20	142,23	143,04	140,93	145,00
PSO_M_6	30	143,74	0,92	0,17	143,40	144,08	142,55	145,97
PSO_M_7	30	148,51	1,22	0,22	148,05	148,97	146,85	151,09
PSO_M_8	30	152,54	0,99	0,18	152,17	152,90	151,01	155,58
PSO_M_9	30	156,34	0,83	0,15	156,04	156,65	154,72	157,94
PSO_M_10	30	159,93	1,12	0,20	159,52	160,35	158,51	163,16
PSO_M_20	30	204,52	1,79	0,33	203,85	205,19	196,73	206,89
PSO_M_30	30	230,18	1,13	0,21	229,75	230,60	228,32	233,09
PSO_M_40	30	270,01	3,55	0,65	268,69	271,34	266,32	281,55
PSO_M2_2x2	30	155,16	3,31	0,60	153,92	156,40	149,97	161,76
PSO_M2_3x3	10	172,05	1,62	0,51	170,89	173,20	168,38	174,31
PSO_M2_4x4	10	200,85	2,18	0,69	199,29	202,41	196,77	203,59
PSO_M2_5x5	30	238,49	6,18	1,13	236,18	240,80	230,67	248,56
PSO_M2_6x6	10	283,89	6,50	2,06	279,23	288,54	274,48	294,99
PSO_M2_7x7	10	327,76	1,73	0,55	326,53	329,00	325,72	331,59
PSO_M2_8x8	10	385,16	1,78	0,56	383,89	386,43	383,17	389,33
PSO_M2_9x9	30	470,56	1,86	0,34	469,87	471,26	466,99	473,59
PSO_M2_10x10	30	513,80	30,82	5,63	502,29	525,31	438,71	568,03
Toplam	920	197,48	92,44	3,05	191,49	203,46	134,81	568,03

Tablo 6.95.'teki çözüm süreleri ve Tablo 6.96.'daki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı

kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 155,16 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 141,39 saniye FCM-PSO-U\_4 142,69 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.96. Pr1002 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_2	30	137,02	1,77	0,32	136,35	137,68	134,81	141,97
PSO_U_2	30	138,72	1,89	0,34	138,02	139,43	136,78	143,15
PSO_M_3	30	138,94	0,95	0,17	138,59	139,30	137,14	140,44
Orijinal PSO	30	139,39	3,90	0,71	137,93	140,84	135,80	147,99
PSO_U_3	30	140,14	1,13	0,21	139,72	140,56	138,24	143,22
PSO_M_4	30	141,39	0,93	0,17	141,05	141,74	139,84	143,75
PSO_M_5	30	142,63	1,09	0,20	142,23	143,04	140,93	145,00
PSO_U_4	30	142,69	1,19	0,22	142,24	143,14	140,44	145,69
PSO_U_5	30	143,55	0,91	0,17	143,21	143,89	141,61	145,79
PSO_M_6	30	143,74	0,92	0,17	143,40	144,08	142,55	145,97
PSO_U_6	30	147,22	1,24	0,23	146,75	147,68	145,63	150,57
PSO_M_7	30	148,51	1,22	0,22	148,05	148,97	146,85	151,09
PSO_U_7	30	151,14	0,93	0,17	150,79	151,49	149,40	153,24
PSO_M_8	30	152,54	0,99	0,18	152,17	152,90	151,01	155,58
PSO_M2_2x2	30	155,16	3,31	0,60	153,92	156,40	149,97	161,76
PSO_U_8	30	155,34	0,69	0,13	155,08	155,59	154,12	156,84
PSO_M_9	30	156,34	0,83	0,15	156,04	156,65	154,72	157,94
PSO_M_10	30	159,93	1,12	0,20	159,52	160,35	158,51	163,16
PSO_U_9	30	161,85	1,81	0,33	161,18	162,52	158,76	165,57
PSO_U_10	30	162,22	1,03	0,19	161,83	162,60	160,14	164,90
PSO_M2_3x3	10	172,05	1,62	0,51	170,89	173,20	168,38	174,31
PSO_M2_4x4	10	200,85	2,18	0,69	199,29	202,41	196,77	203,59
PSO_U_20	30	203,95	1,72	0,31	203,31	204,60	200,60	207,54
PSO_M_20	30	204,52	1,79	0,33	203,85	205,19	196,73	206,89
PSO_M_30	30	230,18	1,13	0,21	229,75	230,60	228,32	233,09
PSO_U_30	30	234,52	2,34	0,43	233,65	235,39	230,13	238,16
PSO_M2_5x5	30	238,49	6,18	1,13	236,18	240,80	230,67	248,56
PSO_M_40	30	270,01	3,55	0,65	268,69	271,34	266,32	281,55
PSO_U_40	30	274,86	8,82	1,61	271,57	278,16	271,18	321,28
PSO_M2_6x6	10	283,89	6,50	2,06	279,23	288,54	274,48	294,99
PSO_M2_7x7	10	327,76	1,73	0,55	326,53	329,00	325,72	331,59
PSO_M2_8x8	10	385,16	1,78	0,56	383,89	386,43	383,17	389,33
PSO_M2_9x9	30	470,56	1,86	0,34	469,87	471,26	466,99	473,59
PSO_M2_10x10	30	513,80	30,82	5,63	502,29	525,31	438,71	568,03



Tablo 6.96.'daki çözüm süreleri sıralaması incelendiğinde ise Pr1002'den önceki problemlerden farklı olarak orijinal PSO algoritmasının artık en hızlı çözüm elde eden yöntem olmadığı ve FCM-PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_3 ve FCM-PSO-U\_2 varyantlarından daha yavaş sonuç vermeye başladığı görülmüştür. Tablo 6.89.'dan çözüm değerleri incelendiğinde FCM-PSO-M\_2 varyantı 137,02 saniyede 3517601 değeri, FCM-PSO-M\_3 varyantı 138,94 saniyede 2666444 değeri ve FCM-PSO-U\_2 varyantı 138,72 saniyede 3618167 çözüm değerleri ile orijinal PSO algoritmasının 139,39 saniyede 5557984 değerine göre hem çözüm değeri hem de çözüm süresi kriterleri açısından daha başarılı olmuştur.

Tablo 6.97. Pr1002 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	7818863,528	33	236935,258	6219,967	0,000
Grup İçi	33750,121	886	38,093		
Toplam	7852613,649	919			

Pr1002 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.97.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.98.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 19,821 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.99.'da verilmektedir.

Tablo 6.98. Pr1002 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
19,821	33	886	,000

Tablo 6.99.'daki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen FCM-PSO-U\_2, FCM-PSO-U\_3, FCM-PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_3, FCM-PSO-M\_4, FCM-PSO-M\_5 dışındaki varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır. İstatistiksel olarak %95 güvenle çalışma süreleri orijinal PSO algoritmasından farklı olmadığı söylenebilecek olan bu varyantların çözüm süreleri

incelendiğinde FCM-PSO-M\_5 varyantı 1555217,13 değerine 142,63 saniyede ulaşarak orijinal PSO algoritmasının 139,39 saniyede 5557984,18 çözümünü 3,57 kat iyileştirmiştir.

Tablo 6.99. Pr1002 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	,6659524	0,79	1,00	-2,75	4,09
	PSO_U_3	-,7491726	0,74	1,00	-4,04	2,54
	PSO_U_4	-3,3022581*	0,74	0,05	-6,60	-0,01
	PSO_U_5	-4,1594714*	0,73	0,00	-7,42	-0,90
	PSO_U_6	-7,8304811*	0,75	0,00	-11,13	-4,53
	PSO_U_7	-11,7508230*	0,73	0,00	-15,02	-8,49
	PSO_U_8	-15,9489884*	0,72	0,00	-19,20	-12,70
	PSO_U_9	-22,4620261*	0,78	0,00	-25,86	-19,06
	PSO_U_10	-22,8295948*	0,74	0,00	-26,11	-19,55
	PSO_U_20	-64,5674290*	0,78	0,00	-67,95	-61,19
	PSO_U_30	-95,1319870*	0,83	0,00	-98,68	-91,59
	PSO_U_40	-135,4765992*	1,76	0,00	-143,13	-127,82
	PSO_M_2	2,3719678	0,78	0,90	-1,02	5,77
	PSO_M_3	,4438042	0,73	1,00	-2,82	3,71
	PSO_M_4	-2,0059925	0,73	1,00	-5,27	1,26
	PSO_M_5	-3,2470765	0,74	0,06	-6,53	0,04
	PSO_M_6	-4,3543052*	0,73	0,00	-7,62	-1,09
	PSO_M_7	-9,1223039*	0,75	0,00	-12,42	-5,82
	PSO_M_8	-13,1481875*	0,73	0,00	-16,42	-9,88
	PSO_M_9	-16,9568015*	0,73	0,00	-20,21	-13,70
	PSO_M_10	-20,5462628*	0,74	0,00	-23,83	-17,26
	PSO_M_20	-65,1344870*	0,78	0,00	-68,53	-61,74
	PSO_M_30	-90,7894852*	0,74	0,00	-94,08	-87,50
	PSO_M_40	-130,6264479*	0,96	0,00	-134,67	-126,58
	PSO_M2_2x2	-15,7716260*	0,93	0,00	-19,71	-11,84
	PSO_M2_3x3	-32,6593870*	0,88	0,00	-36,52	-28,80
	PSO_M2_4x4	-61,4646870*	0,99	0,00	-65,98	-56,95
	PSO_M2_5x5	-99,1023226*	1,33	0,00	-104,79	-93,42
	PSO_M2_6x6	-144,4987870*	2,18	0,00	-157,39	-131,60
	PSO_M2_7x7	-188,3771870*	0,90	0,00	-192,35	-184,41
	PSO_M2_8x8	-245,7731870*	0,91	0,00	-249,79	-241,75
	PSO_M2_9x9	-331,1764870*	0,79	0,00	-334,59	-327,76
PSO_M2_10x10	-374,4127437*	5,67	0,00	-400,03	-348,80	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 139,39 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_30 varyantı ortalama 234,52 saniye, FCM-PSO-M\_40 ortalama 270,01 saniye, FCM-PSO-M2 (9x9) 470,56 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Pr1002 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 383544,34 değeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 9x9 kümeye bölüdüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı, standart algoritmanın 139,39 saniyede 5557984,18 ortalama çözüm değerine karşılık 470,56 saniyede 383544,34 ortalama çözümünü elde etmiştir.

### 6.4.3. Pr2392 problemi

2392 düğüme sahip Pr2392 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.100.'de verilmiştir. Tablo 6.100.'den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 1505559,81 ve maksimum 14652736,24 değerleri arasında ortalaması 10887816,38 ve standart sapması 5688473,73 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 8763705,38 ve üst sınırı 13011927,37 olarak hesaplanmıştır. Tablo 6.101.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 692383,05 ve standart sapması 9459,14 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 674722,94 değeri de yine FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.100. Pr2392 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	10887816,38	5688473,73	1038568,46	8763705,38	13011927,37	1505559,81	14652736,24
PSO_U_2	30	9324852,43	1009625,95	184331,64	8947851,91	9701852,96	6270784,00	9935767,00
PSO_U_3	30	7682466,48	672965,25	122866,08	7431177,13	7933755,84	4586060,50	8142507,00
PSO_U_4	30	6072211,37	310591,31	56705,96	5956234,66	6188188,07	4863274,00	6406254,00
PSO_U_5	30	5256994,48	166677,24	30430,96	5194756,18	5319232,79	4935573,00	5606016,50
PSO_U_6	30	4579922,93	134884,18	24626,37	4529556,35	4630289,51	4331987,00	4906683,50
PSO_U_7	30	4008567,38	129342,33	23614,57	3960270,16	4056864,59	3723008,00	4410254,50
PSO_U_8	30	3497749,80	88828,89	16217,86	3464580,55	3530919,05	3318279,75	3656154,50

Tablo 6.100.(Devam) Pr2392 problemi çözüm değerleri

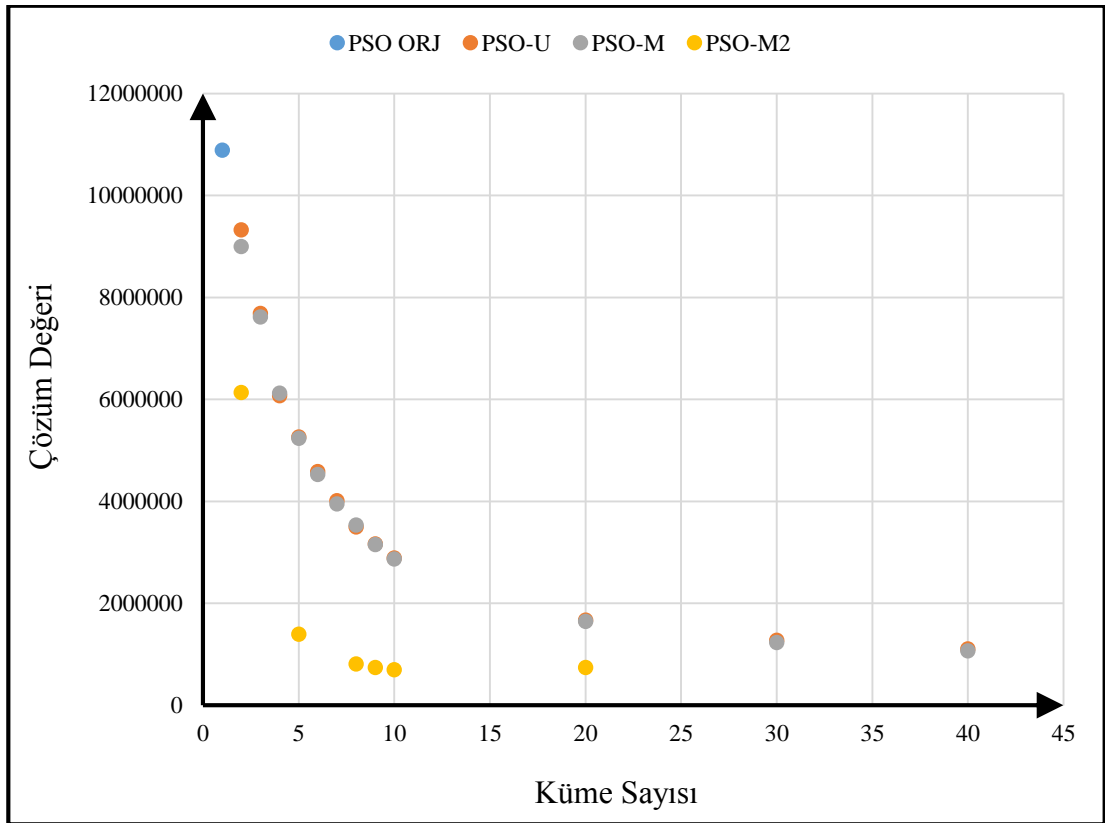
Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_9	30	3163151,84	81619,60	14901,63	3132674,58	3193629,10	3043984,00	3381482,00
PSO_U_10	30	2886349,73	59552,53	10872,76	2864112,44	2908587,01	2779563,75	3028575,25
PSO_U_20	30	1665328,38	41181,84	7518,74	1649950,83	1680705,93	1594652,75	1754065,00
PSO_U_30	30	1272455,81	33747,26	6161,38	1259854,38	1285057,25	1201062,88	1326304,63
PSO_U_40	30	1102055,78	32715,53	5973,01	1089839,60	1114271,96	1014688,31	1164068,88
PSO_M_2	30	8998384,15	1580404,55	288541,07	8408251,39	9588516,91	5294686,50	10019386,00
PSO_M_3	30	7615788,10	622987,78	113741,49	7383160,64	7848415,56	5453866,50	8244200,50
PSO_M_4	30	6119069,83	125517,07	22916,18	6072200,99	6165938,68	5792339,50	6340412,00
PSO_M_5	30	5235482,72	169070,26	30867,87	5172350,84	5298614,59	4798099,00	5566594,00
PSO_M_6	30	4521675,95	142230,23	25967,57	4468566,31	4574785,59	4263446,50	4874906,50
PSO_M_7	30	3945428,51	88684,64	16191,53	3912313,12	3978543,90	3821157,25	4165488,50
PSO_M_8	30	3530360,64	131312,92	23974,35	3481327,59	3579393,69	3269210,50	3797095,25
PSO_M_9	30	3148414,10	103561,33	18907,63	3109743,66	3187084,54	3028741,75	3401613,25
PSO_M_10	30	2866323,12	79748,89	14560,09	2836544,39	2896101,84	2726146,25	3142457,00
PSO_M_20	25	1641260,54	29918,52	5983,70	1628910,78	1653610,29	1590661,88	1710405,00
PSO_M_30	25	1228342,97	21492,72	4298,54	1219471,21	1237214,73	1175548,00	1263877,38
PSO_M_40	25	1063553,15	26212,83	5242,57	1052733,02	1074373,28	1007801,06	1112711,00
PSO_M2_2x2	30	6131468,82	202055,12	36890,05	6056020,19	6206917,44	5781577,50	6507758,50
PSO_M2_5x5	30	1390070,06	29564,92	5397,79	1379030,33	1401109,78	1324550,25	1445553,50
PSO_M2_8x8	30	810035,03	11782,01	2151,09	805635,56	814434,51	779911,31	832163,94
PSO_M2_9x9	30	739051,81	11318,03	2066,38	734825,59	743278,03	720033,19	767189,88
PSO_M2_10x10	30	692383,05	9459,14	1726,99	688850,95	695915,15	674722,94	712067,81
PSO_M2_20x20	5	737125,94	14632,40	6543,81	718957,41	755294,46	720230,38	755663,19
Toplam	890	4063292,48	2987186,21	100130,71	3866772,34	4259812,62	674722,94	14652736,24

Tablo 6.101. Pr2392 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_10x10	30	692383,05	9459,14	1726,99	688850,95	695915,15	674722,94	712067,81
PSO_M2_20x20	5	737125,94	14632,40	6543,81	718957,41	755294,46	720230,38	755663,19
PSO_M2_9x9	30	739051,81	11318,03	2066,38	734825,59	743278,03	720033,19	767189,88
PSO_M2_8x8	30	810035,03	11782,01	2151,09	805635,56	814434,51	779911,31	832163,94
PSO_M_40	25	1063553,15	26212,83	5242,57	1052733,02	1074373,28	1007801,06	1112711,00
PSO_U_40	30	1102055,78	32715,53	5973,01	1089839,60	1114271,96	1014688,31	1164068,88
PSO_M_30	25	1228342,97	21492,72	4298,54	1219471,21	1237214,73	1175548,00	1263877,38
PSO_U_30	30	1272455,81	33747,26	6161,38	1259854,38	1285057,25	1201062,88	1326304,63
PSO_M2_5x5	30	1390070,06	29564,92	5397,79	1379030,33	1401109,78	1324550,25	1445553,50
PSO_M_20	25	1641260,54	29918,52	5983,70	1628910,78	1653610,29	1590661,88	1710405,00
PSO_U_20	30	1665328,38	41181,84	7518,74	1649950,83	1680705,93	1594652,75	1754065,00
PSO_M_10	30	2866323,12	79748,89	14560,09	2836544,39	2896101,84	2726146,25	3142457,00

Tablo 6.101.(Devam) Pr2392 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_10	30	2886349,73	59552,53	10872,76	2864112,44	2908587,01	2779563,75	3028575,25
PSO_M_9	30	3148414,10	103561,33	18907,63	3109743,66	3187084,54	3028741,75	3401613,25
PSO_U_9	30	3163151,84	81619,60	14901,63	3132674,58	3193629,10	3043984,00	3381482,00
PSO_U_8	30	3497749,80	88828,89	16217,86	3464580,55	3530919,05	3318279,75	3656154,50
PSO_M_8	30	3530360,64	131312,92	23974,35	3481327,59	3579393,69	3269210,50	3797095,25
PSO_M_7	30	3945428,51	88684,64	16191,53	3912313,12	3978543,90	3821157,25	4165488,50
PSO_U_7	30	4008567,38	129342,33	23614,57	3960270,16	4056864,59	3723008,00	4410254,50
PSO_M_6	30	4521675,95	142230,23	25967,57	4468566,31	4574785,59	4263446,50	4874906,50
PSO_U_6	30	4579922,93	134884,18	24626,37	4529556,35	4630289,51	4331987,00	4906683,50
PSO_M_5	30	5235482,72	169070,26	30867,87	5172350,84	5298614,59	4798099,00	5566594,00
PSO_U_5	30	5256994,48	166677,24	30430,96	5194756,18	5319232,79	4935573,00	5606016,50
PSO_U_4	30	6072211,37	310591,31	56705,96	5956234,66	6188188,07	4863274,00	6406254,00
PSO_M_4	30	6119069,83	125517,07	22916,18	6072200,99	6165938,68	5792339,50	6340412,00
PSO_M2_2x2	30	6131468,82	202055,12	36890,05	6056020,19	6206917,44	5781577,50	6507758,50
PSO_M_3	30	7615788,10	622987,78	113741,49	7383160,64	7848415,56	5453866,50	8244200,50
PSO_U_3	30	7682466,48	672965,25	122866,08	7431177,13	7933755,84	4586060,50	8142507,00
PSO_M_2	30	8998384,15	1580404,55	288541,07	8408251,39	9588516,91	5294686,50	10019386,00
PSO_U_2	30	9324852,43	1009625,95	184331,64	8947851,91	9701852,96	6270784,00	9935767,00
Orijinal PSO	30	10887816,38	5688473,73	1038568,46	8763705,38	13011927,37	1505559,81	14652736,24



Şekil 6.13. Pr2392 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

Şekil 6.13.'te sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde Pr1002 problemi için FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 100 kümeye karşılık gelen 10x10 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.

Tablo 6.102. Pr2392 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	6858391670098240,000	30	228613055669941,000	182,779	0,000
Grup İçi	1074405556907510,000	859	1250763162872,540		
Toplam	7932797227005750,000	889			

Pr2392 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.102.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.103.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 102,069 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.104.'te verilmektedir.

Tablo 6.103. Pr2392 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
102,069	30	859	,000

Tablo 6.104. Pr2392 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	1562963,94246667	1054799,79	1,00	-3109749,66	6235677,55
	PSO_U_3	3205349,89246667	1045810,94	0,88	-1450103,52	7860803,30
	PSO_U_4	4815605,0091333*	1040115,38	0,03	170467,55	9460742,47
	PSO_U_5	5630821,89246667*	1039014,19	0,00	987621,24	10274022,54
	PSO_U_6	6307893,44246667*	1038860,39	0,00	1664961,80	10950825,09
	PSO_U_7	6879249,0008000*	1038836,89	0,00	2236358,41	11522139,59

Tablo 6.104.(Devam) Pr2392 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_8	7390066,5758000*	1038695,08	0,00	2747423,64	12032709,51
	PSO_U_9	7724664,5341333*	1038675,36	0,00	3082056,00	12367273,06
	PSO_U_10	8001466,6508000*	1038625,37	0,00	3358945,33	12643987,98
	PSO_U_20	9222487,9966333*	1038595,68	0,00	4580018,46	13864957,54
	PSO_U_30	9615360,5633000*	1038586,74	0,00	4972906,61	14257814,52
	PSO_U_40	9785760,5987000*	1038585,64	0,00	5143308,56	14428212,63
	PSO_M_2	1889432,2258	1077905,56	1,00	-2832681,65	6611546,10
	PSO_M_3	3272028,2758	1044778,24	0,84	-1381518,08	7925574,64
	PSO_M_4	4768746,5424667*	1038821,25	0,04	125883,28	9411609,80
	PSO_M_5	5652333,6591333*	1039027,08	0,00	1009110,45	10295556,87
	PSO_M_6	6366140,4258000*	1038893,05	0,00	1723151,69	11009129,16
	PSO_M_7	6942387,8674667*	1038694,67	0,00	2299745,65	11585030,09
	PSO_M_8	7357455,7341333*	1038845,14	0,00	2714550,74	12000360,73
	PSO_M_9	7739402,2758000*	1038740,56	0,00	3096679,95	12382124,60
	PSO_M_10	8021493,2591333*	1038670,52	0,00	3378893,18	12664093,34
	PSO_M_20	9246555,8408000*	1038585,70	0,00	4604103,70	13889007,98
	PSO_M_30	9659473,4058000*	1038577,36	0,00	5017035,81	14301911,00
	PSO_M_40	9824263,2257600*	1038581,69	0,00	5181818,07	14466708,38
	PSO_M2_2x2	4756347,5591333*	1039223,42	0,04	112780,37	9399914,75
	PSO_M2_5x5	9497746,3174667*	1038582,49	0,00	4855299,77	14140192,86
	PSO_M2_8x8	10077781,3424667*	1038570,69	0,00	5435355,37	14720207,32
	PSO_M2_9x9	10148764,5653833*	1038570,52	0,00	5506338,89	14791190,24
	PSO_M2_10x10	10195433,3299667*	1038569,90	0,00	5553008,74	14837857,92
	PSO_M2_20x20	10150690,4383000*	1038589,08	0,00	5508232,40	14793148,48

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.104. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının FCM-PSO-U\_2, FCM-PSO-U\_3, FCM-PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_3 varyantları hariç bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.105. incelendiğinde Pr2392 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (10x10) ile, FCM-PSO-M2 (20x20) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (20x20)

varyantına göre 44742,89 daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.105. Pr2392 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 10x10)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_10x10	Orijinal PSO	-10195433,3299667*	1038569,90	0,00	-14837857,92	-5553008,74
	PSO_U_2	-8632469,3875000*	184339,73	0,00	-9456449,65	-7808489,13
	PSO_U_3	-6990083,4375000*	122878,22	0,00	-7539318,48	-6440848,39
	PSO_U_4	-5379828,3208333*	56732,25	0,00	-5633351,03	-5126305,61
	PSO_U_5	-4564611,4375000*	30479,93	0,00	-4700724,45	-4428498,42
	PSO_U_6	-3887539,8875000*	24686,85	0,00	-3997726,90	-3777352,88
	PSO_U_7	-3316184,3291667*	23677,64	0,00	-3421853,24	-3210515,42
	PSO_U_8	-2805366,7541667*	16309,55	0,00	-2878024,95	-2732708,56
	PSO_U_9	-2470768,7958333*	15001,37	0,00	-2537558,63	-2403978,96
	PSO_U_10	-2193966,6791667*	11009,06	0,00	-2242819,27	-2145114,09
	PSO_U_20	-972945,3333333*	7714,53	0,00	-1006934,69	-938955,98
	PSO_U_30	-580072,7666667*	6398,84	0,00	-608096,38	-552049,15
	PSO_U_40	-409672,7312667*	6217,67	0,00	-436872,94	-382472,52
	PSO_M_2	-8306001,1041667*	288546,24	0,00	-9595794,57	-7016207,64
	PSO_M_3	-6923405,0541667*	113754,60	0,00	-7431854,68	-6414955,43
	PSO_M_4	-5426686,7875000*	22981,16	0,00	-5529237,34	-5324136,24
	PSO_M_5	-4543099,6708333*	30916,14	0,00	-4681164,42	-4405034,92
	PSO_M_6	-3829292,9041667*	26024,93	0,00	-3945469,49	-3713116,32
	PSO_M_7	-3253045,4625000*	16283,37	0,00	-3325586,21	-3180504,71
	PSO_M_8	-2837977,5958333*	24036,47	0,00	-2945253,02	-2730702,17
	PSO_M_9	-2456031,0541667*	18986,33	0,00	-2540688,38	-2371373,73
	PSO_M_10	-2173940,0708333*	14662,15	0,00	-2239207,64	-2108672,51
	PSO_M_20	-948877,4891667*	6227,94	0,00	-976868,17	-920886,81
	PSO_M_30	-535959,9241667*	4632,49	0,00	-556402,05	-515517,80
	PSO_M_40	-371170,1042067*	5519,69	0,00	-395816,63	-346523,58
	PSO_M2_2x2	-5439085,7708333*	36930,45	0,00	-5604055,83	-5274115,71
PSO_M2_5x5	-697687,0125000*	5667,33	0,00	-722382,80	-672991,22	
PSO_M2_8x8	-117651,9875000*	2758,57	0,00	-129137,98	-106166,00	
PSO_M2_9x9	-46668,7645833*	2693,03	0,00	-57869,52	-35468,01	
PSO_M2_20x20	-44742,891666667	6767,86	0,54	-128232,80	38747,01	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.



Tablo 6.106. Pr2392 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	301,25	10,69	1,95	297,26	305,24	285,85	321,73
PSO_U_2	30	317,72	6,92	1,26	315,13	320,30	310,35	334,23
PSO_U_3	30	318,88	5,16	0,94	316,95	320,80	313,27	337,44
PSO_U_4	30	319,41	3,42	0,62	318,13	320,68	315,24	327,61
PSO_U_5	30	322,83	3,03	0,55	321,70	323,96	318,66	330,62
PSO_U_6	30	329,33	3,43	0,63	328,05	330,61	324,09	336,44
PSO_U_7	30	333,19	2,08	0,38	332,41	333,97	327,40	338,35
PSO_U_8	30	333,58	2,17	0,40	332,77	334,39	329,79	339,77
PSO_U_9	30	334,54	1,58	0,29	333,95	335,13	331,95	338,31
PSO_U_10	30	337,71	1,96	0,36	336,98	338,45	334,33	343,30
PSO_U_20	30	369,46	1,36	0,25	368,95	369,97	367,53	374,57
PSO_U_30	30	409,54	1,60	0,29	408,94	410,14	406,82	413,20
PSO_U_40	30	441,79	1,67	0,31	441,17	442,41	438,58	445,13
PSO_M_2	30	317,96	5,96	1,09	315,74	320,19	309,73	329,92
PSO_M_3	30	318,41	5,10	0,93	316,50	320,31	311,33	329,81
PSO_M_4	30	319,28	3,90	0,71	317,82	320,74	312,87	327,93
PSO_M_5	30	322,14	2,13	0,39	321,34	322,93	319,38	327,79
PSO_M_6	30	324,96	2,26	0,41	324,12	325,80	321,17	330,73
PSO_M_7	30	329,85	3,28	0,60	328,62	331,07	325,15	337,18
PSO_M_8	30	330,10	1,93	0,35	329,38	330,83	325,50	333,95
PSO_M_9	30	332,14	1,55	0,28	331,56	332,72	328,37	335,06
PSO_M_10	30	334,84	1,38	0,25	334,33	335,36	332,12	337,44
PSO_M_20	25	381,67	4,91	0,98	379,65	383,70	368,97	387,01
PSO_M_30	25	417,82	2,74	0,55	416,69	418,95	411,52	423,23
PSO_M_40	25	445,31	2,49	0,50	444,29	446,34	440,41	450,14
PSO_M2_2x2	30	334,76	0,91	0,17	334,42	335,10	332,84	335,97
PSO_M2_5x5	30	408,03	1,11	0,20	407,62	408,45	406,20	409,73
PSO_M2_8x8	30	564,04	2,20	0,40	563,22	564,86	560,09	569,45
PSO_M2_9x9	30	639,11	12,14	2,22	634,58	643,65	629,77	675,53
PSO_M2_10x10	30	705,76	3,04	0,56	704,62	706,89	702,53	715,71
PSO_M2_20x20	5	1926,49	10,33	4,62	1913,67	1939,32	1916,91	1943,51
Toplam	890	384,57	151,10	5,07	374,63	394,51	285,85	1943,51

Tablo 6.106.'daki çözüm süreleri ve Tablo 6.107.'deki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme

oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 334,75 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 319,28 saniye FCM-PSO-U\_4 319,40 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.107. Pr2392 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	301,25	10,69	1,95	297,26	305,24	285,85	321,73
PSO_U_2	30	317,72	6,92	1,26	315,13	320,30	310,35	334,23
PSO_M_2	30	317,96	5,96	1,09	315,74	320,19	309,73	329,92
PSO_M_3	30	318,41	5,10	0,93	316,50	320,31	311,33	329,81
PSO_U_3	30	318,88	5,16	0,94	316,95	320,80	313,27	337,44
PSO_M_4	30	319,28	3,90	0,71	317,82	320,74	312,87	327,93
PSO_U_4	30	319,41	3,42	0,62	318,13	320,68	315,24	327,61
PSO_M_5	30	322,14	2,13	0,39	321,34	322,93	319,38	327,79
PSO_U_5	30	322,83	3,03	0,55	321,70	323,96	318,66	330,62
PSO_M_6	30	324,96	2,26	0,41	324,12	325,80	321,17	330,73
PSO_U_6	30	329,33	3,43	0,63	328,05	330,61	324,09	336,44
PSO_M_7	30	329,85	3,28	0,60	328,62	331,07	325,15	337,18
PSO_M_8	30	330,10	1,93	0,35	329,38	330,83	325,50	333,95
PSO_M_9	30	332,14	1,55	0,28	331,56	332,72	328,37	335,06
PSO_U_7	30	333,19	2,08	0,38	332,41	333,97	327,40	338,35
PSO_U_8	30	333,58	2,17	0,40	332,77	334,39	329,79	339,77
PSO_U_9	30	334,54	1,58	0,29	333,95	335,13	331,95	338,31
PSO_M2_2x2	30	334,76	0,91	0,17	334,42	335,10	332,84	335,97
PSO_M_10	30	334,84	1,38	0,25	334,33	335,36	332,12	337,44
PSO_U_10	30	337,71	1,96	0,36	336,98	338,45	334,33	343,30
PSO_U_20	30	369,46	1,36	0,25	368,95	369,97	367,53	374,57
PSO_M_20	25	381,67	4,91	0,98	379,65	383,70	368,97	387,01
PSO_M2_5x5	30	408,03	1,11	0,20	407,62	408,45	406,20	409,73
PSO_U_30	30	409,54	1,60	0,29	408,94	410,14	406,82	413,20
PSO_M_30	25	417,82	2,74	0,55	416,69	418,95	411,52	423,23
PSO_U_40	30	441,79	1,67	0,31	441,17	442,41	438,58	445,13
PSO_M_40	25	445,31	2,49	0,50	444,29	446,34	440,41	450,14
PSO_M2_8x8	30	564,04	2,20	0,40	563,22	564,86	560,09	569,45
PSO_M2_9x9	30	639,11	12,14	2,22	634,58	643,65	629,77	675,53
PSO_M2_10x10	30	705,76	3,04	0,56	704,62	706,89	702,53	715,71
PSO_M2_20x20	5	1926,49	10,33	4,62	1913,67	1939,32	1916,91	1943,51

Pr2392 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.108.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve

hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.109.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 21,357 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.110.'da verilmektedir.

Tablo 6.108. Pr2392 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	20281876,369	30	676062,546	35844,082	0,000
Grup İçi	16201,774	859	18,861		
Toplam	20298078,144	889			

Tablo 6.109. Pr2392 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
21,357	30	859	,000

Tablo 6.110. Pr2392 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	-16,4698092*	2,32	0,00	-26,24	-6,70
	PSO_U_3	-17,6276161*	2,17	0,00	-26,88	-8,38
	PSO_U_4	-18,1564331*	2,05	0,00	-27,08	-9,23
	PSO_U_5	-21,5791400*	2,03	0,00	-30,46	-12,70
	PSO_U_6	-28,0842184*	2,05	0,00	-37,01	-19,15
	PSO_U_7	-31,9386405*	1,99	0,00	-40,73	-23,15
	PSO_U_8	-32,3340045*	1,99	0,00	-41,13	-23,54
	PSO_U_9	-33,2868957*	1,97	0,00	-42,05	-24,53
	PSO_U_10	-36,4646584*	1,98	0,00	-45,25	-27,68
	PSO_U_20	-68,2133009*	1,97	0,00	-76,96	-59,46
	PSO_U_30	-108,2892343*	1,97	0,00	-117,05	-99,53
	PSO_U_40	-140,5405793*	1,98	0,00	-149,31	-131,77
	PSO_M_2	-16,7121485*	2,23	0,00	-26,17	-7,25
	PSO_M_3	-17,1581413*	2,16	0,00	-26,39	-7,92
	PSO_M_4	-18,0320344*	2,08	0,00	-27,03	-9,03
	PSO_M_5	-20,8881749*	1,99	0,00	-29,68	-12,09
	PSO_M_6	-23,7134853*	1,99	0,00	-32,52	-14,91
	PSO_M_7	-28,6005590*	2,04	0,00	-37,51	-19,69
PSO_M_8	-28,8550288*	1,98	0,00	-37,64	-20,07	
PSO_M_9	-30,8919146*	1,97	0,00	-39,65	-22,13	

Tablo 6.110.(Devam) Pr2392 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_10	-33,5933908*	1,97	0,00	-42,35	-24,84
	PSO_M_20	-80,4258009*	2,18	0,00	-89,74	-71,11
	PSO_M_30	-116,5679609*	2,03	0,00	-125,45	-107,69
	PSO_M_40	-144,0627209*	2,01	0,00	-152,91	-135,21
	PSO_M2_2x2	-33,5094845*	1,96	0,00	-42,25	-24,77
	PSO_M2_5x5	-106,7844404*	1,96	0,00	-115,53	-98,04
	PSO_M2_8x8	-262,7907009*	1,99	0,00	-271,59	-253,99
	PSO_M2_9x9	-337,8644676*	2,95	0,00	-350,13	-325,60
	PSO_M2_10x10	-404,5087009*	2,03	0,00	-413,39	-395,63
	PSO_M2_20x20	-1625,2418009*	5,01	0,00	-1674,00	-1576,49

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.110.'daki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen varyantlardan %95 güvenle daha kısa sürede çözüme ulaşmaktadır.

Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 301,25 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_40 varyantı ortalama 441,78 saniye, FCM-PSO-M\_40 ortalama 445,31 saniye, FCM-PSO-M2 (10x10) 705,76 saniyede çözüme ulaşmıştır.

Pr2392 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 674722,94 değeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 10x10 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (10x10) yöntemi, standart algoritmanın 301,25 saniyede 10878816,38 ortalama çözüm değerine karşılık 705,76 saniyede 692383,05 ortalama çözümünü elde etmiştir.

#### 6.4.4. R15934 problemi

5934 düğüme sahip R15934 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.111.'de verilmiştir. Tablo 6.111.'den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 40607712 ve maksimum 41157217 değerleri arasında ortalaması 40909279 ve standart sapması 152387 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 40852376 ve üst sınırı 40966181 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.111. R15934 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	40909279	152387	27822	40852376	40966181	40607712	41157217
PSO_U_2	30	28369948	134174	24497	28319846	28420049	27938382	28541334
PSO_U_3	30	24133048	186041	33966	24063580	24202517	23714706	24436990
PSO_U_4	30	19958180	207136	37818	19880834	20035526	19418118	20280874
PSO_U_5	30	17833873	200163	36545	17759131	17908615	17424304	18198622
PSO_U_6	30	15595735	198095	36167	15521765	15669705	15254660	15936741
PSO_U_7	30	14446013	293405	53568	14336454	14555572	13900847	14912580
PSO_U_8	30	13179179	180434	32943	13111804	13246555	12776506	13487288
PSO_U_9	30	12070929	228170	41658	11985728	12156129	11660074	12498590
PSO_U_10	30	11200631	249717	45592	11107386	11293877	10737875	11885815
PSO_U_20	30	6364209	96309	17584	6328247	6400172	6127799	6536233
PSO_U_30	30	4555899	76012	13878	4527515	4584282	4382608	4711744
PSO_U_40	30	3656684	44199	8070	3640180	3673188	3571205	3742769
PSO_M_2	30	28211399	938141	171280	27861091	28561707	23274062	28572392
PSO_M_3	30	24192647	168464	30757	24129742	24255553	23867960	24472230
PSO_M_4	30	19972368	173393	31657	19907622	20037114	19545000	20245364
PSO_M_5	30	17774566	215465	39338	17694110	17855022	17248822	18220434
PSO_M_6	30	15659392	267520	48842	15559498	15759285	14777643	16038820
PSO_M_7	30	14382507	323897	59135	14261562	14503452	13289287	14961642
PSO_M_8	30	13115368	249678	45585	13022136	13208599	12585811	13602352
PSO_M_9	30	12155760	234859	42879	12068062	12243457	11752820	12608599
PSO_M_10	30	11162036	201162	36727	11086921	11237152	10625741	11548693
PSO_M_20	30	6365654	86924	15870	6333196	6398112	6160376	6522093
PSO_M_30	30	4534295	66479	12137	4509472	4559119	4349681	4648345
PSO_M_40	30	3622152	62026	11324	3598992	3645313	3429387	3745621
PSO_M2_2x2	5	20622325	145979	65284	20441068	20803582	20445676	20830998
PSO_M2_3x3	5	12602456	59076	26420	12529103	12675809	12550896	12683573
PSO_M2_4x4	15	7809395	124505	32147	7740446	7878343	7569008	7991159
PSO_M2_5x5	30	5397793	90769	16572	5363900	5431687	5244250	5636206
PSO_M2_6x6	13	3914301	47118	13068	3885828	3942775	3836453	4007409
PSO_M2_7x7	5	3038176	42092	18824	2985913	3090440	2982519	3090713
PSO_M2_8x8	12	2408816	32328	9332	2388276	2429356	2350992	2459988
PSO_M2_9x9	15	2036984	31577	8153	2019497	2054470	1982846	2075749
PSO_M2_10x10	30	1778444	27112	4950	1768320	1788568	1734784	1844167
PSO_M2_20x20	30	1165916	22855	4173	1157382	1174450	1128733	1212539
PSO_M2_30x30	30	1362055	23486	4288	1353286	1370825	1312390	1404954
PSO_M2_40x40	12	1679766	41408	11953	1653456	1706075	1617982	1768982
Toplam	952	12839011	9336196	302588	12245194	13432828	1128733	41157217

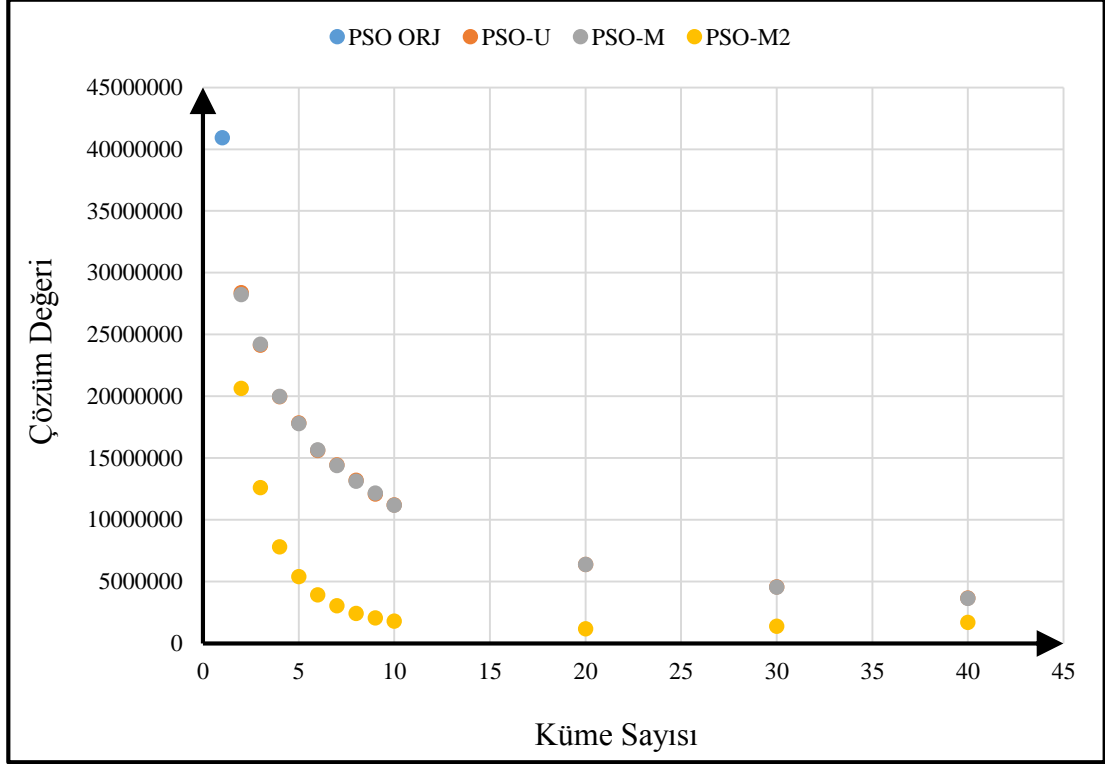
Tablo 6.112.'de ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (20x20) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 1165916 ve standart sapması 22855 ile en iyi ortalama

sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 1128733 değeri de yine FCM-PSO-M2 (20x20) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.112. R15934 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_20x20	30	1165916	22855	4173	1157382	1174450	1128733	1212539
PSO_M2_30x30	30	1362055	23486	4288	1353286	1370825	1312390	1404954
PSO_M2_40x40	12	1679766	41408	11953	1653456	1706075	1617982	1768982
PSO_M2_10x10	30	1778444	27112	4950	1768320	1788568	1734784	1844167
PSO_M2_9x9	15	2036984	31577	8153	2019497	2054470	1982846	2075749
PSO_M2_8x8	12	2408816	32328	9332	2388276	2429356	2350992	2459988
PSO_M2_7x7	5	3038176	42092	18824	2985913	3090440	2982519	3090713
PSO_M_40	30	3622152	62026	11324	3598992	3645313	3429387	3745621
PSO_U_40	30	3656684	44199	8070	3640180	3673188	3571205	3742769
PSO_M2_6x6	13	3914301	47118	13068	3885828	3942775	3836453	4007409
PSO_M_30	30	4534295	66479	12137	4509472	4559119	4349681	4648345
PSO_U_30	30	4555899	76012	13878	4527515	4584282	4382608	4711744
PSO_M2_5x5	30	5397793	90769	16572	5363900	5431687	5244250	5636206
PSO_U_20	30	6364209	96309	17584	6328247	6400172	6127799	6536233
PSO_M_20	30	6365654	86924	15870	6333196	6398112	6160376	6522093
PSO_M2_4x4	15	7809395	124505	32147	7740446	7878343	7569008	7991159
PSO_M_10	30	11162036	201162	36727	11086921	11237152	10625741	11548693
PSO_U_10	30	11200631	249717	45592	11107386	11293877	10737875	11885815
PSO_U_9	30	12070929	228170	41658	11985728	12156129	11660074	12498590
PSO_M_9	30	12155760	234859	42879	12068062	12243457	11752820	12608599
PSO_M2_3x3	5	12602456	59076	26420	12529103	12675809	12550896	12683573
PSO_M_8	30	13115368	249678	45585	13022136	13208599	12585811	13602352
PSO_U_8	30	13179179	180434	32943	13111804	13246555	12776506	13487288
PSO_M_7	30	14382507	323897	59135	14261562	14503452	13289287	14961642
PSO_U_7	30	14446013	293405	53568	14336454	14555572	13900847	14912580
PSO_U_6	30	15595735	198095	36167	15521765	15669705	15254660	15936741
PSO_M_6	30	15659392	267520	48842	15559498	15759285	14777643	16038820
PSO_M_5	30	17774566	215465	39338	17694110	17855022	17248822	18220434
PSO_U_5	30	17833873	200163	36545	17759131	17908615	17424304	18198622
PSO_U_4	30	19958180	207136	37818	19880834	20035526	19418118	20280874
PSO_M_4	30	19972368	173393	31657	19907622	20037114	19545000	20245364
PSO_M2_2x2	5	20622325	145979	65284	20441068	20803582	20445676	20830998
PSO_U_3	30	24133048	186041	33966	24063580	24202517	23714706	24436990
PSO_M_3	30	24192647	168464	30757	24129742	24255553	23867960	24472230
PSO_M_2	30	28211399	938141	171280	27861091	28561707	23274062	28572392
PSO_U_2	30	28369948	134174	24497	28319846	28420049	27938382	28541334
Orijinal PSO	30	40909279	152387	27822	40852376	40966181	40607712	41157217

Şekil 6.14.'te sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde R15934 problemi için FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 400 kümeye karşılık gelen 20x20 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.14. R15934 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

R15934 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.113.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.114.'te verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir.

Leneve istatistiği 4,722 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.115.'te verilmektedir.

Tablo 6.113. RI5934 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	82841083528441300	36	2301141209123370	40179,754	0,000
Grup İçi	52403112914013,7	915	57271161654,659		
Toplam	82893486641355300	951			

Tablo 6.114. RI5934 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
4,722	36	915	,000

Tablo 6.115. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.115. RI5934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	12539330,8533333*	37069,57	0,00	12381376,75	12697284,96
	PSO_U_3	16776230,1200000*	43906,39	0,00	16588821,10	16963639,14
	PSO_U_4	20951098,4533333*	46949,25	0,00	20749941,53	21152255,37
	PSO_U_5	23075405,6533333*	45930,10	0,00	22878881,03	23271930,28
	PSO_U_6	25313543,8866667*	45630,25	0,00	25118377,25	25508710,52
	PSO_U_7	26463265,7200000*	60362,35	0,00	26199799,91	26726731,53
	PSO_U_8	27730099,2200000*	43119,34	0,00	27546200,01	27913998,43
	PSO_U_9	28838349,9866667*	50094,43	0,00	28622764,29	29053935,68
	PSO_U_10	29708647,1200000*	53410,52	0,00	29477691,80	29939602,44
	PSO_U_20	34545069,4366667*	32912,63	0,00	34403021,66	34687117,22
	PSO_U_30	36353379,9533333*	31091,10	0,00	36217349,92	36489409,99
	PSO_U_40	37252594,6950000*	28968,56	0,00	37122329,11	37382860,28
	PSO_M_2	12697879,5200000*	173525,27	0,00	11906015,54	13489743,50
	PSO_M_3	16716631,2533333*	41473,70	0,00	16539991,87	16893270,64
	PSO_M_4	20936910,6533333*	42145,34	0,00	20757322,28	21116499,02
	PSO_M_5	23134712,8533333*	48182,58	0,00	22927919,53	23341506,18
	PSO_M_6	25249887,0866667*	56210,58	0,00	25005871,72	25493902,46
	PSO_M_7	26526771,2200000*	65353,08	0,00	26239850,37	26813692,07
	PSO_M_8	27793910,8866667*	53404,46	0,00	27562983,77	28024838,00
	PSO_M_9	28753519,0533333*	51114,41	0,00	28533219,93	28973818,18
PSO_M_10	29747242,1533333*	46075,32	0,00	29550059,01	29944425,29	



Tablo 6.115.(Devam) R15934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_M_20	34543624,6533333*	32030,02	0,00	34404590,52	34682658,78
	PSO_M_30	36374983,1200000*	30354,18	0,00	36241136,40	36508829,84
	PSO_M_40	37287126,2200000*	30038,30	0,00	37154161,07	37420091,37
	PSO_M2_2x2	20286953,3866667*	70965,12	0,00	19552849,43	21021057,35
	PSO_M2_3x3	28306822,3866667*	38367,45	0,00	28101497,63	28512147,15
	PSO_M2_4x4	33099884,0533333*	42514,67	0,00	32908593,30	33291174,81
	PSO_M2_5x5	35511485,3533333*	32383,52	0,00	35371264,39	35651706,32
	PSO_M2_6x6	36994977,1828205*	30738,21	0,00	36859041,28	37130913,08
	PSO_M2_7x7	37871102,2366667*	33591,67	0,00	37711897,06	38030307,42
	PSO_M2_8x8	38500462,6283333*	29345,37	0,00	38368956,16	38631969,10
	PSO_M2_9x9	38872294,8783333*	28991,96	0,00	38741838,12	39002751,63
	PSO_M2_10x10	39130834,6991667*	28258,83	0,00	39002070,52	39259598,88
	PSO_M2_20x20	39743362,1950000*	28133,10	0,00	39614835,73	39871888,66
	PSO_M2_30x30	39547223,1408333*	28150,42	0,00	39418664,47	39675781,81
PSO_M2_40x40	39229513,0033333*	30281,09	0,00	39095044,58	39363981,43	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.116. incelendiğinde R15934 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (20x20) ile, bütün diğer bütün yöntemlerden %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir.

Tablo 6.116. R15934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 20x20)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_20x20	Orijinal PSO	-39743362,1950000*	28133,10	0,00	-39871888,66	-39614835,73
	PSO_U_2	-27204031,3416667*	24849,63	0,00	-27317345,22	-27090717,46
	PSO_U_3	-22967132,0750000*	34221,67	0,00	-23123816,04	-22810448,11
	PSO_U_4	-18792263,7416667*	38047,11	0,00	-18966615,78	-18617911,70
	PSO_U_5	-16667956,5416667*	36782,13	0,00	-16836467,72	-16499445,37
	PSO_U_6	-14429818,3083333*	36407,01	0,00	-14596597,18	-14263039,43
	PSO_U_7	-13280096,4750000*	53730,48	0,00	-13526780,29	-13033412,66
	PSO_U_8	-12013262,9750000*	33205,86	0,00	-12165252,75	-11861273,20
	PSO_U_9	-10905012,2083333*	41866,49	0,00	-11096991,84	-10713032,58
	PSO_U_10	-10034715,0750000*	45782,47	0,00	-10244758,33	-9824671,82
	PSO_U_20	-5198292,7583333*	18071,87	0,00	-5280100,52	-5116485,00
	PSO_U_30	-3389982,2416667*	14491,63	0,00	-3455056,83	-3324907,65
	PSO_U_40	-2490767,5000000*	9084,53	0,00	-2530429,46	-2451105,54
	PSO_M_2	-27045482,6750000*	171331,17	0,00	-27833443,27	-26257522,08

Tablo 6.116.(Devam) R15934 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 20x20)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_20x20	PSO_M_3	-23026730,9416667*	31038,98	0,00	-23168702,95	-22884758,93
	PSO_M_4	-18806451,5416667*	31930,87	0,00	-18952547,65	-18660355,43
	PSO_M_5	-16608649,3416667*	39558,96	0,00	-16789980,32	-16427318,36
	PSO_M_6	-14493475,1083333*	49020,20	0,00	-14718447,46	-14268502,76
	PSO_M_7	-13216590,9750000*	59282,18	0,00	-13488855,77	-12944326,18
	PSO_M_8	-11949451,3083333*	45775,40	0,00	-12159461,95	-11739440,66
	PSO_M_9	-10989843,1416667*	43081,72	0,00	-11187429,30	-10792256,99
	PSO_M_10	-9996120,0416667*	36963,30	0,00	-10165467,85	-9826772,24
	PSO_M_20	-5199737,5416667*	16409,54	0,00	-5273786,07	-5125689,01
	PSO_M_30	-3368379,0750000*	12834,62	0,00	-3425679,67	-3311078,48
	PSO_M_40	-2456235,9750000*	12068,58	0,00	-2509936,19	-2402535,76
	PSO_M2_2x2	-19456408,8083333*	65417,12	0,00	-20527387,65	-18385429,96
	PSO_M2_3x3	-11436539,8083333*	26747,19	0,00	-11844963,23	-11028116,38
	PSO_M2_4x4	-6643478,1416667*	32416,79	0,00	-6819931,67	-6467024,62
	PSO_M2_5x5	-4231876,8416667*	17089,27	0,00	-4309100,07	-4154653,61
	PSO_M2_6x6	-2748385,0121795*	13718,18	0,00	-2822992,60	-2673777,42
	PSO_M2_7x7	-1872259,9583333*	19280,85	0,00	-2145527,69	-1598992,22
	PSO_M2_8x8	-1242899,5666667*	10222,62	0,00	-1297154,05	-1188645,08
	PSO_M2_9x9	-871067,3166667*	9158,87	0,00	-915616,48	-826518,15
	PSO_M2_10x10	-612527,4958333*	6473,99	0,00	-640139,63	-584915,36
PSO_M2_30x30	-196139,0541667*	5983,07	0,00	-221603,52	-170674,59	
PSO_M2_40x40	-513849,1916667*	12660,78	0,00	-584029,79	-443668,59	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.117.'deki çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir.

FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı efektif olarak 4 küme oluşturup çözüme ulaşırken ortalama 933,83 saniye işlem zamanı harcarken FCM-PSO-M\_4 742,48 saniye FCM-PSO-U\_4 738,94 ortalama işlem sürelerine sahiptir.

Tablo 6.117. R15934 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	766,02	36,60	6,68	752,36	779,69	715,34	834,08
PSO_U_2	30	736,95	20,20	3,69	729,41	744,50	710,46	787,57
PSO_U_3	30	728,71	15,59	2,85	722,88	734,53	703,17	769,95
PSO_U_4	30	738,94	11,42	2,09	734,68	743,21	719,10	759,95
PSO_U_5	30	755,02	10,87	1,98	750,96	759,08	738,32	787,97
PSO_U_6	30	800,43	10,34	1,89	796,57	804,30	784,31	837,10
PSO_U_7	30	799,71	10,58	1,93	795,76	803,66	784,26	820,60
PSO_U_8	30	796,98	7,77	1,42	794,08	799,88	785,89	810,43
PSO_U_9	30	796,25	8,31	1,52	793,15	799,35	781,43	808,99
PSO_U_10	30	800,59	10,41	1,90	796,70	804,48	788,82	828,61
PSO_U_20	30	840,72	5,77	1,05	838,57	842,88	830,38	863,16
PSO_U_30	30	854,85	5,04	0,92	852,96	856,73	846,60	865,30
PSO_U_40	30	869,10	6,00	1,10	866,86	871,34	858,20	883,44
PSO_M_2	30	742,03	19,96	3,64	734,58	749,48	712,87	792,87
PSO_M_3	30	732,95	14,24	2,60	727,63	738,27	711,38	767,12
PSO_M_4	30	742,48	12,43	2,27	737,84	747,12	722,40	766,46
PSO_M_5	30	755,68	10,30	1,88	751,84	759,53	740,97	782,00
PSO_M_6	30	778,33	8,23	1,50	775,25	781,40	766,11	797,58
PSO_M_7	30	785,10	10,88	1,99	781,04	789,16	768,88	805,65
PSO_M_8	30	781,54	5,47	1,00	779,50	783,58	769,31	794,93
PSO_M_9	30	792,36	14,63	2,67	786,90	797,82	775,26	831,21
PSO_M_10	30	802,35	12,77	2,33	797,58	807,11	785,06	829,69
PSO_M_20	30	825,26	3,60	0,66	823,91	826,60	817,52	830,54
PSO_M_30	30	844,09	3,32	0,61	842,85	845,33	838,98	852,83
PSO_M_40	30	876,40	6,86	1,25	873,84	878,96	866,24	890,79
PSO_M2_2x2	5	933,83	44,47	19,89	878,61	989,06	884,79	996,24
PSO_M2_3x3	5	822,33	7,00	3,13	813,63	831,02	816,42	834,38
PSO_M2_4x4	15	841,54	1,84	0,48	840,52	842,56	838,73	845,80
PSO_M2_5x5	30	859,92	3,04	0,56	858,78	861,05	855,27	868,25
PSO_M2_6x6	13	893,51	1,90	0,53	892,36	894,66	890,54	897,08
PSO_M2_7x7	5	955,22	4,34	1,94	949,83	960,60	947,76	958,50
PSO_M2_8x8	12	1015,72	1,68	0,49	1014,65	1016,79	1012,41	1018,06
PSO_M2_9x9	15	1098,86	5,46	1,41	1095,84	1101,88	1086,76	1105,06
PSO_M2_10x10	30	1349,32	189,58	34,61	1278,53	1420,11	991,75	1680,32
PSO_M2_20x20	30	2282,62	10,78	1,97	2278,59	2286,64	2271,35	2316,75
PSO_M2_30x30	30	4297,05	47,14	8,61	4279,45	4314,65	4224,74	4386,98
PSO_M2_40x40	12	7083,10	33,09	9,55	7062,07	7104,12	7040,93	7166,60
Toplam	952	1058,21	949,40	30,77	997,83	1118,60	703,17	7166,60

Tablo 6.118.'deki çözüm süreleri sıralaması incelendiğinde ise orijinal PSO algoritmasının en hızlı çözüm elde eden yöntem olmaktan çıktığı ve FCM-PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_3, FCM-PSO-M\_4, FCM-PSO-M\_5, FCM-PSO-U\_2, FCM-PSO-U\_3, FCM-PSO-U\_4 ve FCM-PSO-U\_5 varyantlarından daha yavaş sonuç verdiği görülmektedir. Tablo 6.111.'den çözüm değerleri incelendiğinde FCM-PSO-M\_2 varyantı 742,03 saniyede 28211399, FCM-PSO-M\_3 varyantı 732,94 saniyede 24192647, FCM-PSO-M\_4 varyantı 742,48 saniyede 19972368, FCM-PSO-M\_5 varyantı 755,68 saniyede 17774566, FCM-PSO-U\_2 varyantı 736,95 saniyede 28369948, FCM-PSO-U\_3 varyantı 728,71 saniyede 24133048, FCM-PSO-U\_4 varyantı 738,94 saniyede 19958180 ve FCM-PSO-U\_5 varyantı da 755,03 saniyede 17833872 çözüm değeri ile orijinal PSO algoritmasının 766,02 saniyede 40909278 değerine göre hem çözüm değeri hem de çözüm süresi kriterleri açısından üstünlük sağlamıştır.

Tablo 6.118. RI5934 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_3	30	728,71	15,59	2,85	722,88	734,53	703,17	769,95
PSO_M_3	30	732,95	14,24	2,60	727,63	738,27	711,38	767,12
PSO_U_2	30	736,95	20,20	3,69	729,41	744,50	710,46	787,57
PSO_U_4	30	738,94	11,42	2,09	734,68	743,21	719,10	759,95
PSO_M_2	30	742,03	19,96	3,64	734,58	749,48	712,87	792,87
PSO_M_4	30	742,48	12,43	2,27	737,84	747,12	722,40	766,46
PSO_U_5	30	755,02	10,87	1,98	750,96	759,08	738,32	787,97
PSO_M_5	30	755,68	10,30	1,88	751,84	759,53	740,97	782,00
Orijinal PSO	30	766,02	36,60	6,68	752,36	779,69	715,34	834,08
PSO_M_6	30	778,33	8,23	1,50	775,25	781,40	766,11	797,58
PSO_M_8	30	781,54	5,47	1,00	779,50	783,58	769,31	794,93
PSO_M_7	30	785,10	10,88	1,99	781,04	789,16	768,88	805,65
PSO_M_9	30	792,36	14,63	2,67	786,90	797,82	775,26	831,21
PSO_U_9	30	796,25	8,31	1,52	793,15	799,35	781,43	808,99
PSO_U_8	30	796,98	7,77	1,42	794,08	799,88	785,89	810,43
PSO_U_7	30	799,71	10,58	1,93	795,76	803,66	784,26	820,60
PSO_U_6	30	800,43	10,34	1,89	796,57	804,30	784,31	837,10
PSO_U_10	30	800,59	10,41	1,90	796,70	804,48	788,82	828,61
PSO_M_10	30	802,35	12,77	2,33	797,58	807,11	785,06	829,69
PSO_M2_3x3	5	822,33	7,00	3,13	813,63	831,02	816,42	834,38
PSO_M_20	30	825,26	3,60	0,66	823,91	826,60	817,52	830,54

Tablo 6.118.(Devam) R15934 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Min.	Maks.
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_20	30	840,72	5,77	1,05	838,57	842,88	830,38	863,16
PSO_M2_4x4	15	841,54	1,84	0,48	840,52	842,56	838,73	845,80
PSO_M_30	30	844,09	3,32	0,61	842,85	845,33	838,98	852,83
PSO_U_30	30	854,85	5,04	0,92	852,96	856,73	846,60	865,30
PSO_M2_5x5	30	859,92	3,04	0,56	858,78	861,05	855,27	868,25
PSO_U_40	30	869,10	6,00	1,10	866,86	871,34	858,20	883,44
PSO_M_40	30	876,40	6,86	1,25	873,84	878,96	866,24	890,79
PSO_M2_6x6	13	893,51	1,90	0,53	892,36	894,66	890,54	897,08
PSO_M2_2x2	5	933,83	44,47	19,89	878,61	989,06	884,79	996,24
PSO_M2_7x7	5	955,22	4,34	1,94	949,83	960,60	947,76	958,50
PSO_M2_8x8	12	1015,72	1,68	0,49	1014,65	1016,79	1012,41	1018,06
PSO_M2_9x9	15	1098,86	5,46	1,41	1095,84	1101,88	1086,76	1105,06
PSO_M2_10x10	30	1349,32	189,58	34,61	1278,53	1420,11	991,75	1680,32
PSO_M2_20x20	30	2282,62	10,78	1,97	2278,59	2286,64	2271,35	2316,75
PSO_M2_30x30	30	4297,05	47,14	8,61	4279,45	4314,65	4224,74	4386,98
PSO_M2_40x40	12	7083,10	33,09	9,55	7062,07	7104,12	7040,93	7166,60

R15934 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.119.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.120.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 50,818 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.121.'de verilmektedir.

Tablo 6.119. R15934 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	855933085,917	36	23775919,053	17316,738	0,000
Grup İçi	1256296,978	915	1373,002		
Toplam	857189382,896	951			

Tablo 6.120. R15934 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
50,818	36	915	,000

Tablo 6.121. RI5934 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	29,0681398	7,63	0,24	-4,12	62,26
	PSO_U_3	37,3140203*	7,26	0,01	5,25	69,38
	PSO_U_4	27,0796372	7,00	0,26	-4,30	58,46
	PSO_U_5	10,9973833	6,97	1,00	-20,32	42,31
	PSO_U_6	-34,4139502*	6,94	0,01	-65,67	-3,16
	PSO_U_7	-33,6897169*	6,96	0,02	-64,97	-2,41
	PSO_U_8	-30,9565836	6,83	0,05	-61,97	0,05
	PSO_U_9	-30,2265502	6,85	0,07	-61,28	0,83
	PSO_U_10	-34,5716352*	6,95	0,01	-65,83	-3,31
	PSO_U_20	-74,7012836*	6,76	0,00	-105,58	-43,82
	PSO_U_30	-88,8247502*	6,74	0,00	-119,67	-57,98
	PSO_U_40	-103,0754218*	6,77	0,00	-133,97	-72,18
	PSO_M_2	23,9889507	7,61	0,85	-9,13	57,11
	PSO_M_3	33,0716722*	7,17	0,03	1,26	64,88
	PSO_M_4	23,5384434	7,06	0,74	-7,98	55,06
	PSO_M_5	10,3404066	6,94	1,00	-20,91	41,59
	PSO_M_6	-12,3061508	6,85	1,00	-43,35	18,74
	PSO_M_7	-19,0801042	6,97	1,00	-50,40	12,24
	PSO_M_8	-15,5180286	6,76	1,00	-46,38	15,35
	PSO_M_9	-26,3417649	7,20	0,40	-58,22	5,54
	PSO_M_10	-36,3243140*	7,08	0,01	-67,90	-4,75
	PSO_M_20	-59,2371169*	6,71	0,00	-90,03	-28,45
	PSO_M_30	-78,0724502*	6,71	0,00	-108,85	-47,29
	PSO_M_40	-110,3813169*	6,80	0,00	-141,33	-79,44
	PSO_M2_2x2	-167,8136169	20,98	0,29	-419,01	83,38
	PSO_M2_3x3	-56,3084169*	7,38	0,00	-89,76	-22,86
	PSO_M2_4x4	-75,5236836*	6,70	0,00	-106,29	-44,76
	PSO_M2_5x5	-93,8941283*	6,70	0,00	-124,67	-63,12
	PSO_M2_6x6	-127,4867861*	6,70	0,00	-158,26	-96,72
	PSO_M2_7x7	-189,1958169*	6,96	0,00	-220,67	-157,72
	PSO_M2_8x8	-249,7031836*	6,70	0,00	-280,47	-218,94
	PSO_M2_9x9	-332,8366169*	6,83	0,00	-363,85	-301,82
PSO_M2_10x10	-583,2961721*	35,25	0,00	-743,67	-422,92	
PSO_M2_20x20	-1516,5951169*	6,97	0,00	-1547,90	-1485,29	
PSO_M2_30x30	-3531,0308169*	10,90	0,00	-3577,62	-3484,45	
PSO_M2_40x40	-6317,0741836*	11,66	0,00	-6373,34	-6260,81	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.121.'deki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen FCM-PSO-U\_4, FCM-PSO-U\_5, FCM-PSO-U\_8, FCM-PSO-U\_9, FCM-

PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_4, FCM-PSO-M\_5, FCM-PSO-M\_6, FCM-PSO-M\_7, FCM-PSO-M\_8 dışındaki varyantlardan %95 güvenle daha farklı sürede çözüme ulaşmaktadır. İstatistiksel olarak %95 güvenle çalışma süreleri orijinal PSO algoritmasından farklı olmadığı söylenebilecek olan bu varyantların çözüm süreleri incelendiğinde FCM-PSO-U\_9 varyantı 12070929 değerine 796 saniyede ulaşarak orijinal PSO algoritmasının 766 saniyede 40909279 çözümünü 3,39 kat iyileştirmiştir.

Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 766 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-U\_40 varyantı ortalama 869 saniye, FCM-PSO-M\_40 ortalama 876 saniye, FCM-PSO-M2 (20x20) 2283 saniyede çözüme ulaşmıştır.

RI5934 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 1128733 değeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 20x20 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (20x20) varyantı, standart algoritmanın 766 saniyede 40909279 ortalama çözüm değerine karşılık 2283 saniyede 1165916 ortalama çözümünü elde etmiştir.

#### 6.4.5. RI11849 problemi

11849 düğüme sahip RI11849 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.122.'de verilmiştir. Tablo 6.122.'den görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 30 kez çalıştırıldığında minimum 84608373 ve maksimum 85555741 değerleri arasında ortalaması 85197054 ve standart sapması 194160 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 85124553 ve üst sınırı 85269554 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.122. RI11849 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	85197054	194160	35449	85124553	85269554	84608373	85555741
PSO_U_2	30	61372069	133838	24435	61322093	61422044	60951068	61590276
PSO_U_3	30	51648802	316006	57695	51530803	51766801	50938376	52263472
PSO_U_10	26	24600586	165239	32406	24533845	24667328	24270612	24868332
PSO_U_20	20	15743406	190889	42684	15654067	15832745	15364819	16161418
PSO_U_30	25	11506977	172576	34515	11435741	11578213	11127032	11807236

Tablo 6.122.(Devam) R111849 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_40	30	9238130	120007	21910	9193319	9282942	9001402	9470747
PSO_M_2	30	61404509	147390	26910	61349473	61459545	61161708	61701256
PSO_M_3	30	51652129	338226	61751	51525834	51778425	50915648	52138248
PSO_M_4	30	42297786	119269	21775	42253250	42342321	41913656	42489532
PSO_M_10	30	24574541	174549	31868	24509363	24639718	24132544	24906174
PSO_M_20	15	15685204	221957	57309	15562288	15808119	15316595	16148800
PSO_M_30	30	11495356	152643	27869	11438359	11552354	11226072	11975393
PSO_M_40	20	9242808	91440	20447	9200013	9285603	9090375	9416128
PSO_M2_5x5	30	13530549	185916	33943	13461127	13599971	13181698	13842270
PSO_M2_10x10	30	4331008	37096	6773	4317156	4344860	4258991	4411096
PSO_M2_20x20	20	2058560	28449	6361	2045246	2071875	2013824	2105475
PSO_M2_30x30	19	1892567	29454	6757	1878371	1906764	1864668	1931137
PSO_M2_40x40	30	2172144	38127	6961	2157908	2186381	2096828	2242394
Toplam	505	28330385	24908392	1108409	26152714	30508056	1864668	85555741

Tablo 6.123.'te ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 1892567 ve standart sapması 29454 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 1864668 değeri de yine FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.123. R111849 problemi sıralanmış çözüm değerleri

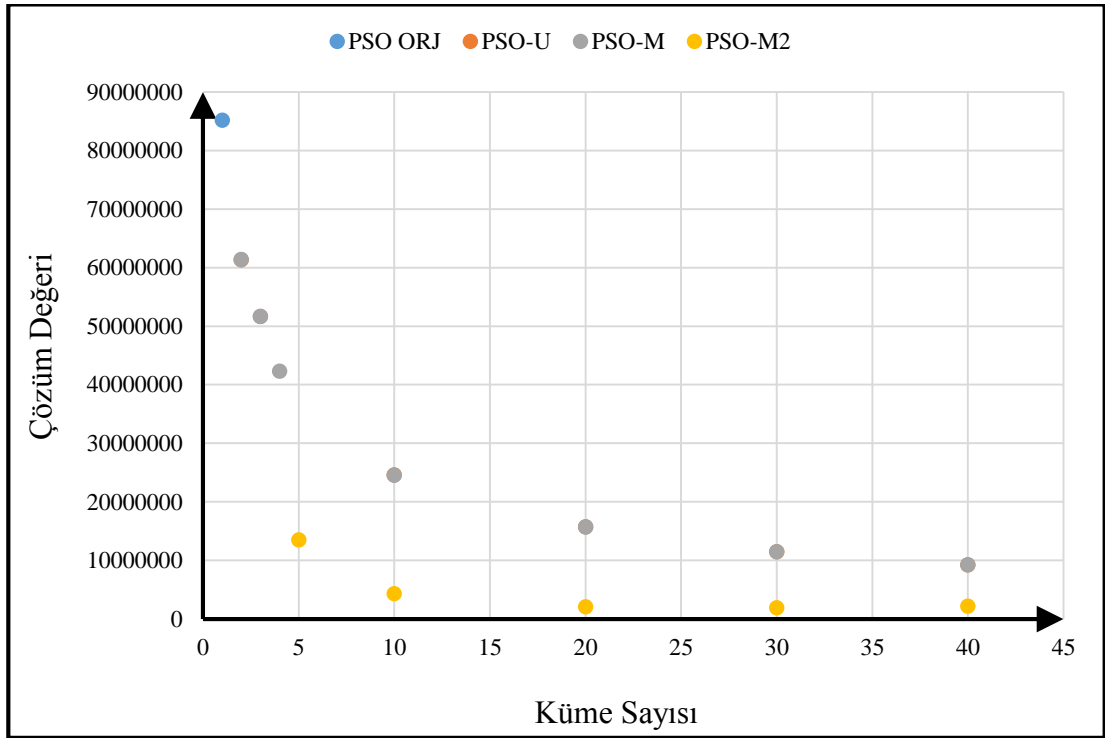
Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_30x30	19	1892567	29454	6757	1878371	1906764	1864668	1931137
PSO_M2_20x20	20	2058560	28449	6361	2045246	2071875	2013824	2105475
PSO_M2_40x40	30	2172144	38127	6961	2157908	2186381	2096828	2242394
PSO_M2_10x10	30	4331008	37096	6773	4317156	4344860	4258991	4411096
PSO_U_40	30	9238130	120007	21910	9193319	9282942	9001402	9470747
PSO_M_40	20	9242808	91440	20447	9200013	9285603	9090375	9416128
PSO_M_30	30	11495356	152643	27869	11438359	11552354	11226072	11975393
PSO_U_30	25	11506977	172576	34515	11435741	11578213	11127032	11807236
PSO_M2_5x5	30	13530549	185916	33943	13461127	13599971	13181698	13842270
PSO_M_20	15	15685204	221957	57309	15562288	15808119	15316595	16148800
PSO_U_20	20	15743406	190889	42684	15654067	15832745	15364819	16161418
PSO_M_10	30	24574541	174549	31868	24509363	24639718	24132544	24906174
PSO_U_10	26	24600586	165239	32406	24533845	24667328	24270612	24868332



Tablo 6.123.(Devam) R111849 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M_4	30	42297786	119269	21775	42253250	42342321	41913656	42489532
PSO_U_3	30	51648802	316006	57695	51530803	51766801	50938376	52263472
PSO_M_3	30	51652129	338226	61751	51525834	51778425	50915648	52138248
PSO_U_2	30	61372069	133838	24435	61322093	61422044	60951068	61590276
PSO_M_2	30	61404509	147390	26910	61349473	61459545	61161708	61701256
Orijinal PSO	30	85197054	194160	35449	85124553	85269554	84608373	85555741

Şekil 6.15.'te sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde R111849 problemi için FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 900 kümeye karşılık gelen 30x30 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.15. R111849 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

R111849 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.124.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.125.'te verilmiş olan

Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 10,537 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.126.'da verilmektedir.

Tablo 6.124. R111849 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	312680816232890000,000	18	17371156457382800,000	566630,673	0,000
Grup İçi	14899267624120,200	486	30656929267,737		
Toplam	312695715500514000,000	504			

Tablo 6.125. R111849 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
10,537	18	486	,000

Tablo 6.126. R111849 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	23824985,2600000*	43054,43	0,00	23658008,12	23991962,40
	PSO_U_3	33548251,7933333*	67714,54	0,00	33284325,95	33812177,64
	PSO_U_10	60596467,3317948*	48028,61	0,00	60410819,83	60782114,84
	PSO_U_20	69453647,7933333*	55484,43	0,00	69234607,82	69672687,77
	PSO_U_30	73690076,7133333*	49476,20	0,00	73498527,41	73881626,01
	PSO_U_40	75958923,3933333*	41673,13	0,00	75796541,66	76121305,13
	PSO_M_2	23792544,8600000*	44505,29	0,00	23620538,88	23964550,84
	PSO_M_3	33544924,7266666*	71202,66	0,00	33266508,45	33823341,01
	PSO_M_4	42899268,1933333*	41602,48	0,00	42737115,70	43061420,69
	PSO_M_10	60622513,1933333*	47667,41	0,00	60439001,08	60806025,31
	PSO_M_20	69511850,2600000*	67386,45	0,00	69229162,52	69794538,00
	PSO_M_30	73701697,4933333*	45091,64	0,00	73527609,28	73875785,70
	PSO_M_40	75954245,7933333*	40922,65	0,00	75793589,38	76114902,21
	PSO_M2_5x5	71666504,5933333*	49079,05	0,00	71477670,50	71855338,69
	PSO_M2_10x10	80866045,8100000*	36089,71	0,00	80719198,14	81012893,48
	PSO_M2_20x20	83138493,5120833*	36014,81	0,00	82991795,04	83285191,99
PSO_M2_30x30	83304486,5828070*	36086,81	0,00	83157630,50	83451342,66	
PSO_M2_40x40	83024909,3558333*	36125,51	0,00	82877984,96	83171833,75	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.126. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif

olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.127. incelendiğinde R11849 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (30x30) ile bütün diğer bütün yöntemlerden %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir.

Tablo 6.127. R11849 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 30x30)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_30x30	Orijinal PSO	-83304486,5828070*	36086,81	0,00	-83451342,66	-83157630,50
	PSO_U_2	-59479501,3228070*	25352,45	0,00	-59581832,93	-59377169,72
	PSO_U_3	-49756234,7894737*	58088,91	0,00	-49993896,66	-49518572,92
	PSO_U_10	-22708019,2510121*	33103,02	0,00	-22845177,87	-22570860,64
	PSO_U_20	-13850838,7894737*	43215,56	0,00	-14039556,27	-13662121,30
	PSO_U_30	-9614409,8694737*	35170,40	0,00	-9761211,60	-9467608,13
	PSO_U_40	-7345563,1894737*	22928,42	0,00	-7437805,52	-7253320,86
	PSO_M_2	-59511941,7228070*	27744,97	0,00	-59624217,83	-59399665,61
	PSO_M_3	-49759561,8561404*	62119,89	0,00	-50013826,86	-49505296,85
	PSO_M_4	-40405218,3894737*	22799,76	0,00	-40496924,83	-40313511,95
	PSO_M_10	-22681973,3894737*	32576,74	0,00	-22814294,59	-22549652,19
	PSO_M_20	-13792636,3228070*	57706,12	0,00	-14065557,28	-13519715,36
	PSO_M_30	-9602789,0894737*	28676,09	0,00	-9718931,84	-9486646,34
	PSO_M_40	-7350240,7894737*	21534,29	0,00	-7441761,60	-7258719,98
	PSO_M2_5x5	-11637981,9894737*	34609,47	0,00	-11778722,97	-11497241,01
	PSO_M2_10x10	-2438440,7728070*	9567,10	0,00	-2475970,38	-2400911,17
	PSO_M2_20x20	-165993,0707237*	9280,55	0,00	-203055,26	-128930,88
PSO_M2_40x40	-279577,2269737*	9701,30	0,00	-317595,00	-241559,46	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.128.'deki çözüm süreleri ve Tablo 6.129.'daki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı artışının doğrusal şekilde olmasa da işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U yöntemi ve FCM-PSO-M yöntemi aynı küme sayılarında birbirine yakın işlem süreleri gerektirirken, FCM-PSO-M2 yöntemi iki aşamalı kümeleme yaptığı için eş değer sayıda kümeleme yaptığı varyantlara göre daha fazla işlem zamanı gerektirmektedir. Bununla birlikte problem boyutu büyüdüğü için işlem zamanı farkı oldukça azalmıştır.

Tablo 6.128. R11849 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	30	1608,78	41,53	7,58	1593,27	1624,29	1523,02	1677,64
PSO_U_2	30	1518,19	41,58	7,59	1502,66	1533,72	1455,51	1634,72
PSO_U_3	30	1479,71	33,01	6,03	1467,39	1492,04	1413,11	1536,32
PSO_U_10	26	1588,70	3,44	0,67	1587,32	1590,09	1582,04	1594,58
PSO_U_20	20	1599,52	4,42	0,99	1597,46	1601,59	1592,03	1606,59
PSO_U_30	25	1656,32	6,60	1,32	1653,59	1659,04	1644,15	1667,96
PSO_U_40	30	1643,76	14,55	2,66	1638,32	1649,19	1627,76	1678,39
PSO_M_2	30	1584,84	45,96	8,39	1567,68	1602,00	1490,57	1683,66
PSO_M_3	30	1547,68	86,96	15,88	1515,21	1580,15	1457,47	1793,65
PSO_M_4	30	1622,28	24,72	4,51	1613,05	1631,51	1584,09	1679,69
PSO_M_10	30	1543,93	22,78	4,16	1535,43	1552,44	1505,38	1586,13
PSO_M_20	15	1601,01	7,21	1,86	1597,02	1605,01	1593,19	1618,71
PSO_M_30	30	1599,86	5,01	0,92	1597,99	1601,74	1592,74	1614,16
PSO_M_40	20	1661,38	32,38	7,24	1646,23	1676,53	1639,21	1759,49
PSO_M2_5x5	30	1642,03	19,76	3,61	1634,65	1649,41	1590,84	1674,81
PSO_M2_10x10	30	1838,05	13,21	2,41	1833,12	1842,98	1812,97	1865,37
PSO_M2_20x20	20	3003,98	6,77	1,51	3000,81	3007,15	2995,21	3023,28
PSO_M2_30x30	19	4944,49	38,67	8,87	4925,86	4963,13	4896,88	4996,03
PSO_M2_40x40	30	7691,71	5,11	0,93	7689,81	7693,62	7683,33	7699,75
Toplam	505	2149,70	1553,25	69,12	2013,90	2285,49	1413,11	7699,75

Tablo 6.129.'daki çözüm süreleri sıralaması incelendiğinde ise orijinal PSO algoritmasının en hızlı çözüm elde eden yöntem olmaktan çıkmış olduğu ve FCM-PSO-M\_20 ve FCM-PSO-U\_20 düzeyine kadar varyantlardan daha yavaş sonuç vermeye başlamış olduğu görülmektedir.

Tablo 6.122.'den çözüm değerleri incelendiğinde FCM-PSO-M\_30 varyantı 1600 saniyede 11495356 değeri, FCM-PSO-U\_20 varyantı 1600 saniyede 15685204 değeri ile orijinal PSO algoritmasının 1609 saniyede 85197053 değerine göre hem çözüm değeri hem de çözüm süresi kriterleri açısından daha başarılı olmuştur.

Tablo 6.129. R111849 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_U_3	30	1479,71	33,01	6,03	1467,39	1492,04	1413,11	1536,32
PSO_U_2	30	1518,19	41,58	7,59	1502,66	1533,72	1455,51	1634,72
PSO_M_10	30	1543,93	22,78	4,16	1535,43	1552,44	1505,38	1586,13
PSO_M_3	30	1547,68	86,96	15,88	1515,21	1580,15	1457,47	1793,65
PSO_M_2	30	1584,84	45,96	8,39	1567,68	1602,00	1490,57	1683,66
PSO_U_10	26	1588,70	3,44	0,67	1587,32	1590,09	1582,04	1594,58
PSO_U_20	20	1599,52	4,42	0,99	1597,46	1601,59	1592,03	1606,59
PSO_M_30	30	1599,86	5,01	0,92	1597,99	1601,74	1592,74	1614,16
PSO_M_20	15	1601,01	7,21	1,86	1597,02	1605,01	1593,19	1618,71
Orijinal PSO	30	1608,78	41,53	7,58	1593,27	1624,29	1523,02	1677,64
PSO_M_4	30	1622,28	24,72	4,51	1613,05	1631,51	1584,09	1679,69
PSO_M2_5x5	30	1642,03	19,76	3,61	1634,65	1649,41	1590,84	1674,81
PSO_U_40	30	1643,76	14,55	2,66	1638,32	1649,19	1627,76	1678,39
PSO_U_30	25	1656,32	6,60	1,32	1653,59	1659,04	1644,15	1667,96
PSO_M_40	20	1661,38	32,38	7,24	1646,23	1676,53	1639,21	1759,49
PSO_M2_10x10	30	1838,05	13,21	2,41	1833,12	1842,98	1812,97	1865,37
PSO_M2_20x20	20	3003,98	6,77	1,51	3000,81	3007,15	2995,21	3023,28
PSO_M2_30x30	19	4944,49	38,67	8,87	4925,86	4963,13	4896,88	4996,03
PSO_M2_40x40	30	7691,71	5,11	0,93	7689,81	7693,62	7683,33	7699,75

R111849 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.130.'da Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.131.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir.

Leneve istatistiği 16,551 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.132.'de verilmektedir.

Tablo 6.130. R111849 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	1215428789,257	18	67523821,625	63205,002	0,000
Grup İçi	519208,547	486	1068,330		
Toplam	1215947997,803	504			

Tablo 6.131. R111849 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
16,551	18	486	,000

Tablo 6.132. R111849 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_2	90,5908822*	10,73	0,00	49,31	131,87
	PSO_U_3	129,0676493*	9,69	0,00	91,69	166,45
	PSO_U_10	20,0760672	7,61	0,90	-11,11	51,27
	PSO_U_20	9,2558667	7,65	1,00	-22,00	40,52
	PSO_U_30	-47,5366515*	7,70	0,00	-78,90	-16,17
	PSO_U_40	-34,9748056*	8,03	0,02	-67,12	-2,83
	PSO_M_2	23,9410160	11,31	1,00	-19,60	67,48
	PSO_M_3	61,1029235	17,59	0,19	-8,32	130,53
	PSO_M_4	-13,5020185	8,82	1,00	-47,94	20,94
	PSO_M_10	64,8493739*	8,65	0,00	30,96	98,74
	PSO_M_20	7,7694418	7,81	1,00	-23,85	39,39
	PSO_M_30	8,9173214	7,64	1,00	-22,32	40,16
	PSO_M_40	-52,6008915*	10,48	0,00	-93,56	-11,64
	PSO_M2_5x5	-33,2516895*	8,40	0,05	-66,39	-0,11
	PSO_M2_10x10	-229,2684960*	7,96	0,00	-261,22	-197,31
	PSO_M2_20x20	-1395,1967915*	7,73	0,00	-1426,64	-1363,76
	PSO_M2_30x30	-3335,7129021*	11,67	0,00	-3381,87	-3289,55
	PSO_M2_40x40	-6082,9334350*	7,64	0,00	-6114,18	-6051,69

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.132.'deki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen FCM-PSO-U\_10, FCM-PSO-U\_20, FCM-PSO-M\_2, FCM-PSO-M\_3, FCM-PSO-M\_4, FCM-PSO-M\_20, FCM-PSO-M\_30 dışındaki varyantlardan %95 güvenle daha farklı sürede çözüme ulaşmaktadır. FCM-PSO-U\_2, FCM-PSO-U\_3, FCM-PSO-M\_10 varyantları orijinal PSO algoritmasından anlamlı düzeyde daha hızlıdır.

İstatistiksel olarak %95 güvenle çalışma süreleri orijinal PSO algoritmasından farklı olmadığı söylenebilecek olan bu varyantların çözüm süreleri incelendiğinde FCM-PSO-M\_30 varyantı 11495356 değerine 1600 saniyede ulaşarak orijinal PSO algoritmasının 1609 saniyede 85197054 çözümünü 7,41 kat iyileştirmiştir.

Her varyant için en iyi çözüme ulaşılan süreleri karşılaştıracak olursak orijinal PSO algoritması 1609 saniyede çözüme ulaşırken, FCM-PSO-M\_40 varyantı ortalama 1661 saniye, FCM-PSO-U\_40 ortalama 1644 saniye, FCM-PSO-M2 (30x30) 4945 saniyede çözüme ulaşmıştır.

R11849 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiş en iyi çözüm de 1864668 değeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 30x30 kümeye bölüldüğü zaman elde edilmiştir. FCM-PSO-M2 (30x30) yöntemi, standart algoritmanın 1609 saniyede 85197054 ortalama çözüm değerine karşılık 4945 saniyede 1892567 ortalama çözümünü elde etmiştir.

#### 6.4.6. D18512 problemi

18512 düğüme sahip D18512 problemi için standart PSO ve geliştirilen algoritmalara ait deneylerin sonuçları Tablo 6.133.'te verilmiştir. Tablo 6.133.'ten görüleceği üzere orijinal PSO algoritması problem üzerinde 20 kez çalıştırıldığında minimum 32211066 ve maksimum 58535657 değerleri arasında ortalaması 39736840 ve standart sapması 10912005 olan sonuçlar elde edilmiştir. Ortalama için %95 güven aralığı alt sınırı 36629864 ve üst sınırı 44843815 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.133. D18512 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	20	39736840	10912005	2439999	34629864	44843815	32211066	58535657
PSO_U_10	30	16803302	241636	44116	16713073	16893530	16152670	17039852
PSO_U_20	10	11225276	142808	45160	11123118	11327435	10983504	11394415
PSO_U_30	16	8667753	117362	29341	8605215	8730291	8493555	8892343
PSO_U_40	16	7012605	70220	17555	6975188	7050023	6909319	7156608
PSO_M_10	30	16780185	276606	50501	16676899	16883471	16128673	17062140
PSO_M_20	30	11239062	118402	21617	11194850	11283274	11017561	11459002
PSO_M_30	30	8629914	78166	14271	8600727	8659102	8467923	8821627
PSO_M_40	30	6976740	90162	16461	6943073	7010407	6739973	7120381
PSO_M2_2x2	30	26532700	2074707	378788	25757992	27307408	22305430	28441220
PSO_M2_3x3	30	18149563	749282	136799	17869776	18429349	15896155	18852200
PSO_M2_4x4	2	12947478	201001	142130	11141551	14753404	12805348	13089607
PSO_M2_5x5	30	9990920	152059	27762	9934140	10047700	9642876	10244129
PSO_M2_6x6	2	7543369	110942	78448	6546599	8540138	7464921	7621816
PSO_M2_7x7	2	6105191	7275	5145	6039823	6170558	6100046	6110335

Tablo 6.133.(Devam) D18512 problemi çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_8x8	13	4885343	61378	17023	4848253	4922434	4765372	5008411
PSO_M2_9x9	14	4015801	35114	9385	3995527	4036075	3940106	4070896
PSO_M2_10x10	30	3380130	19916	3636	3372693	3387567	3346081	3408790
PSO_M2_20x20	21	1265024	111206	24267	1214403	1315644	1136087	1380079
PSO_M2_30x30	15	1151742	12318	3181	1144920	1158564	1136087	1177070
PSO_M2_40x40	18	1175234	13917	3280	1168313	1182154	1156900	1205474
Toplam	419	11814485	9613708	469660	10891295	12737676	1136087	58535657

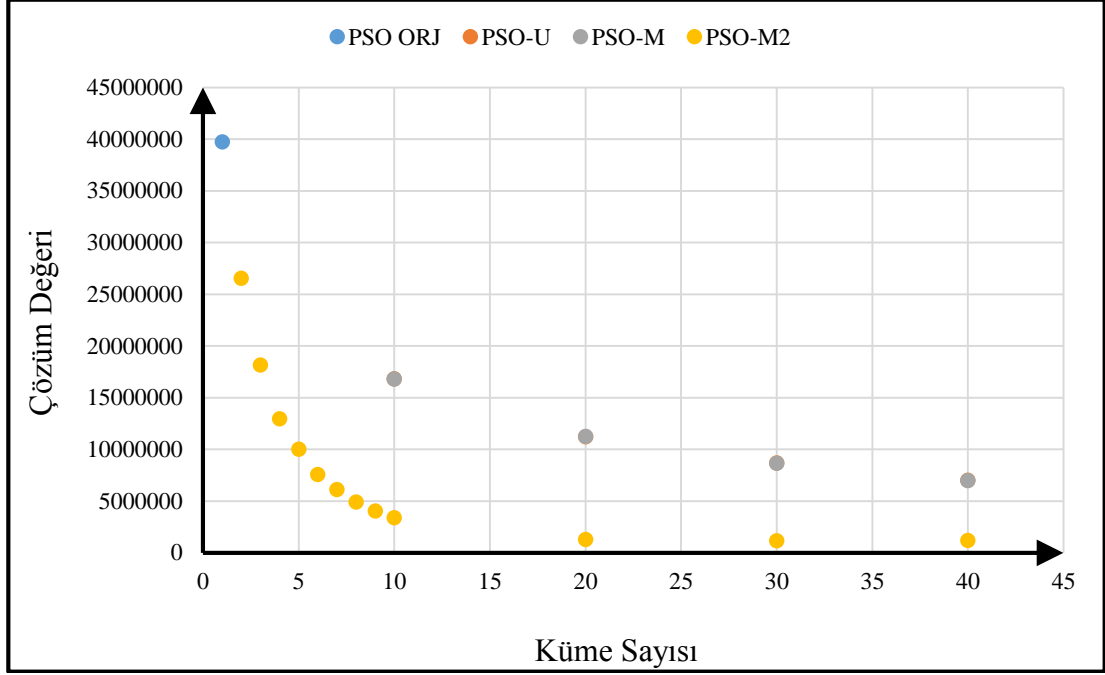
Tablo 6.134.'te ise algoritmalar ortalama çözüm değerlerine göre en başarılı varyant en üstte olacak şekilde sıralanmıştır. FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı bütün yöntemler arasında ortalama çözüm değeri 1151742 ve standart sapması 12318 ile en iyi ortalama sonucu vermiştir. Bütün deneyler esnasında elde edilmiş en iyi değer olan 1136087 değeri de yine FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı ile elde edilmiştir.

Tablo 6.134. D18512 problemi sıralanmış çözüm değerleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_30x30	15	1151742	12318	3181	1144920	1158564	1136087	1177070
PSO_M2_40x40	18	1175234	13917	3280	1168313	1182154	1156900	1205474
PSO_M2_20x20	21	1265024	111206	24267	1214403	1315644	1136087	1380079
PSO_M2_10x10	30	3380130	19916	3636	3372693	3387567	3346081	3408790
PSO_M2_9x9	14	4015801	35114	9385	3995527	4036075	3940106	4070896
PSO_M2_8x8	13	4885343	61378	17023	4848253	4922434	4765372	5008411
PSO_M2_7x7	2	6105191	7275	5145	6039823	6170558	6100046	6110335
PSO_M_40	30	6976740	90162	16461	6943073	7010407	6739973	7120381
PSO_U_40	16	7012605	70220	17555	6975188	7050023	6909319	7156608
PSO_M2_6x6	2	7543369	110942	78448	6546599	8540138	7464921	7621816
PSO_M_30	30	8629914	78166	14271	8600727	8659102	8467923	8821627
PSO_U_30	16	8667753	117362	29341	8605215	8730291	8493555	8892343
PSO_M2_5x5	30	9990920	152059	27762	9934140	10047700	9642876	10244129
PSO_U_20	10	11225276	142808	45160	11123118	11327435	10983504	11394415
PSO_M_20	30	11239062	118402	21617	11194850	11283274	11017561	11459002
PSO_M2_4x4	2	12947478	201001	142130	11141551	14753404	12805348	13089607
PSO_M_10	30	16780185	276606	50501	16676899	16883471	16128673	17062140
PSO_U_10	30	16803302	241636	44116	16713073	16893530	16152670	17039852
PSO_M2_3x3	30	18149563	749282	136799	17869776	18429349	15896155	18852200
PSO_M2_2x2	30	26532700	2074707	378788	25757992	27307408	22305430	28441220
Orijinal PSO	20	39736840	10912005	2439999	34629864	44843815	32211066	58535657



Şekil 6.16.'da sunulmuş olan çözüm değerlerinin küme sayısına göre değişimleri görsel olarak da incelendiğinde D18512 problemi için FCM-PSO-M2 yöntemi için de, efektif olarak 900 kümeye karşılık gelen 30x30 kümelemesinden daha büyük değerlerde çözümün kötüleştiği gözlenmiştir.



Şekil 6.16. D18512 problemi için küme sayılarına göre çözüm değerlerinin değişimi

D18512 problemi çözüm değerleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.135.'te Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm değerleri ortalamaları ve dolayısı ile başarıları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.136.'da verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir.

Leneve istatistiği 52,840 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.137.'de verilmektedir.

Tablo 6.135. D18512 problemi çözüm değeri ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	36223255215612300,000	20	1811162760780610,000	299,140	,000
Grup İçi	2409718793150400,000	398	6054569832036,190		
Toplam	38632974008762700,000	418			

Tablo 6.136. D18512 problemi çözüm değeri Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
52,840	20	398	,000

Tablo 6.137. incelendiğinde orijinal PSO algoritmasının çözüm değeri ortalamasının bütün çözüm yöntemlerinden farklı olduğu ve ortalama fark değerleri pozitif olduğundan ve çözüm değerinin düşük olması istenilen durum olduğundan incelenmiş bütün varyantların çözüm değeri açısından standart PSO algoritmasına göre daha iyi ortalama sonuçlar verdiği %95 güven ile söylenebilmektedir.

Tablo 6.137. D18512 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_10	22933538,1598333*	2440397,29	0,00	11949103,58	33917972,74
	PSO_U_20	28511563,6265000*	2440416,38	0,00	17527118,05	39496009,20
	PSO_U_30	31069086,7265000*	2440174,90	0,00	20084775,21	42053398,24
	PSO_U_40	32724234,3515000*	2440061,65	0,00	21739985,37	43708483,33
	PSO_M_10	22956654,7265000*	2440521,06	0,00	11972151,44	33941158,01
	PSO_M_20	28497777,5931667*	2440094,26	0,00	17513510,64	39482044,55
	PSO_M_30	31106925,4931667*	2440040,24	0,00	20122688,33	42091162,66
	PSO_M_40	32760099,4598333*	2440054,03	0,00	21775854,69	43744344,23
	PSO_M2_2x2	13204139,7265000*	2469225,18	0,01	2199994,79	24208284,67
	PSO_M2_3x3	21587277,1598333*	2443830,35	0,00	10600884,46	32573669,86
	PSO_M2_4x4	26789362,2265000*	2444134,51	0,00	15802285,60	37776438,85
	PSO_M2_5x5	29745919,6931667*	2440156,43	0,00	18761618,41	40730220,97
	PSO_M2_6x6	32193471,2265000*	2441259,25	0,00	21208508,09	43178434,36
	PSO_M2_7x7	33631649,2265000*	2440003,93	0,00	22647432,07	44615866,38
	PSO_M2_8x8	34851496,4188077*	2440057,88	0,00	23867249,52	45835743,32
	PSO_M2_9x9	35721038,7800714*	2440016,55	0,00	24736814,67	46705262,89
	PSO_M2_10x10	36356709,3931667*	2440001,21	0,00	25372493,73	47340925,05
	PSO_M2_20x20	38471816,0062619*	2440119,17	0,00	27487535,29	49456096,72
	PSO_M2_30x30	38585097,8265000*	2440000,58	0,00	27600882,52	49569313,14
PSO_M2_40x40	38561606,0737222*	2440000,71	0,00	27577390,69	49545821,46	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.138. incelendiğinde D18512 problemi için en iyi ortalama çözüm değerini veren FCM-PSO-M2 (30x30) ile, FCM-PSO-M2 (4x4) ve FCM-PSO-M2 (6x6) hariç bütün diğer bütün varyantlardan %95 güven düzeyinde daha iyi sonuç elde edildiği görülmektedir. FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı ortalama çözüm değeri açısından FCM-PSO-M2 (4x4) ve FCM-PSO-M2 (6x6) varyantına göre daha iyi sonuç vermekle birlikte bu farkın istatistiksel açıdan anlamlı olduğu söylenememektedir.

Tablo 6.138. D18512 problemi çözüm değeri Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları (FCM-PSO-M2 30x30)

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
PSO_M2_30x30	Orijinal PSO	-38585097,8265000*	2440001	0,00	-49569313	-27600883
	PSO_U_10	-15651559,6666667*	44231	0,00	-15836230	-15466890
	PSO_U_20	-10073534,2000000*	45272	0,00	-10336928	-9810141
	PSO_U_30	-7516011,1000000*	29513	0,00	-7656094	-7375928
	PSO_U_40	-5860863,4750000*	17841	0,00	-5944619	-5777108
	PSO_M_10	-15628443,1000000*	50601	0,00	-15839779	-15417107
	PSO_M_20	-10087320,2333333*	21850	0,00	-10178164	-9996477
	PSO_M_30	-7478172,3333333*	14621	0,00	-7538575	-7417769
	PSO_M_40	-5824998,3666667*	16766	0,00	-5894448	-5755549
	PSO_M2_2x2	-25380958,1000000*	378801	0,00	-26964697	-23797219
	PSO_M2_3x3	-16997820,6666667*	136836	0,00	-17569850	-16425791
	PSO_M2_4x4	-11795735,6000000	142165	0,80	-379543961	355952490
	PSO_M2_5x5	-8839178,1333333*	27944	0,00	-8955605	-8722751
	PSO_M2_6x6	-6391626,6000000	78512	0,80	-205964779	193181526
	PSO_M2_7x7	-4953448,6000000*	6048	0,00	-5427716	-4479181
	PSO_M2_8x8	-3733601,4076923*	17318	0,00	-3820510	-3646693
	PSO_M2_9x9	-2864059,0464286*	9909	0,00	-2910593	-2817525
	PSO_M2_10x10	-2228388,4333333*	4831	0,00	-2247810	-2208967
	PSO_M2_20x20	-113281,8202381*	24475	0,03	-221520	-5044
PSO_M2_40x40	-23491,7527778*	4569	0,00	-42438	-4546	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.139'daki çözüm süreleri ve Tablo 6.140.'taki sıralanmış çözüm süreleri incelendiğinde kümeleme sayısı ile orantılı bir şekilde işlem sürelerinin de arttığı görülmektedir. FCM-PSO-U ve FCM-PSO-M yöntemleri ve FCM-PSO-M2 yöntemi arasındaki işlem zamanı farkları da problem boyutu büyüdükçe kapanmaktadır.

Tablo 6.139. D18512 problemi çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
Orijinal PSO	20	2854,41	82,62	18,47	2815,74	2893,08	2622,93	3007,55
PSO_U_10	30	2282,51	32,67	5,96	2270,31	2294,71	2213,07	2372,90
PSO_U_20	10	2486,82	16,61	5,25	2474,94	2498,70	2457,21	2507,83
PSO_U_30	16	2472,37	5,91	1,48	2469,22	2475,52	2463,60	2486,64
PSO_U_40	16	2494,02	9,77	2,44	2488,81	2499,22	2474,04	2506,76
PSO_M_10	30	2291,26	26,58	4,85	2281,34	2301,19	2227,63	2336,85
PSO_M_20	30	2451,65	22,06	4,03	2443,42	2459,89	2424,08	2514,78
PSO_M_30	30	2457,49	9,72	1,77	2453,86	2461,12	2439,48	2475,23
PSO_M_40	30	2487,57	8,47	1,55	2484,41	2490,73	2475,35	2512,53
PSO_M2_2x2	30	1220,42	196,70	35,91	1146,97	1293,87	979,84	1491,88
PSO_M2_3x3	30	2339,44	5,48	1,00	2337,40	2341,49	2324,26	2347,47
PSO_M2_4x4	2	2428,33	20,50	14,49	2244,17	2612,49	2413,84	2442,82
PSO_M2_5x5	30	2517,62	5,39	0,98	2515,61	2519,64	2507,10	2529,70
PSO_M2_6x6	2	2523,52	2,34	1,65	2502,51	2544,53	2521,87	2525,17
PSO_M2_7x7	2	2618,05	16,43	11,62	2470,46	2765,64	2606,44	2629,67
PSO_M2_8x8	13	2607,34	4,20	1,17	2604,80	2609,88	2601,24	2614,86
PSO_M2_9x9	14	2694,63	25,50	6,82	2679,90	2709,35	2671,29	2751,25
PSO_M2_10x10	30	2904,66	50,80	9,27	2885,69	2923,63	2803,10	2994,98
PSO_M2_20x20	21	4245,70	412,83	90,09	4057,78	4433,62	3694,45	5107,84
PSO_M2_30x30	15	5876,05	32,64	8,43	5857,98	5894,13	5835,11	5942,97
PSO_M2_40x40	18	8544,73	22,83	5,38	8533,37	8556,08	8514,29	8602,64

Tablo 6.140.'taki çözüm süreleri sıralaması incelendiğinde ise orijinal PSO algoritması en hızlı çözüm elde eden yöntem olmamakta ve hız açısından FCM-PSO-M2 (9x9) ve FCM-PSO-M2 (10x10) varyantları arasında yer almaktadır. Tablo 6.133.'ten çözüm değerleri incelendiğinde FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı 2695 saniyede 4015801 değeri, FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı 2905 saniyede 3380130 çözüm değerleri ile orijinal PSO algoritmasının 2854 saniyede 39736840 değerine göre hem çözüm değeri hem de çözüm süresi kriterleri açısından daha başarılı olmuştur. FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı 2695 saniyelik çözüm süresi ile daha kısa işlem zamanında 9,89 kat daha iyi çözüm değeri elde etmiş, FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı 2905 saniye ile standart PSO algoritmasından %2 daha fazla işlem zamanı tüketerek 11,76 kat daha iyi çözüm değeri elde etmiştir.

Tablo 6.140. D18512 problemi sıralanmış çözüm süreleri

Varyant	Koşum Sayısı	Ortalama	Std. Sapma	Std. Hata	Ortalama için 95% Güven Aralığı		Minimum	Maksimum
					Alt Sınır	Üst Sınır		
PSO_M2_2x2	30	1220,42	196,70	35,91	1146,97	1293,87	979,84	1491,88
PSO_U_10	30	2282,51	32,67	5,96	2270,31	2294,71	2213,07	2372,90
PSO_M_10	30	2291,26	26,58	4,85	2281,34	2301,19	2227,63	2336,85
PSO_M2_3x3	30	2339,44	5,48	1,00	2337,40	2341,49	2324,26	2347,47
PSO_M2_4x4	2	2428,33	20,50	14,49	2244,17	2612,49	2413,84	2442,82
PSO_M_20	30	2451,65	22,06	4,03	2443,42	2459,89	2424,08	2514,78
PSO_M_30	30	2457,49	9,72	1,77	2453,86	2461,12	2439,48	2475,23
PSO_U_30	16	2472,37	5,91	1,48	2469,22	2475,52	2463,60	2486,64
PSO_U_20	10	2486,82	16,61	5,25	2474,94	2498,70	2457,21	2507,83
PSO_M_40	30	2487,57	8,47	1,55	2484,41	2490,73	2475,35	2512,53
PSO_U_40	16	2494,02	9,77	2,44	2488,81	2499,22	2474,04	2506,76
PSO_M2_5x5	30	2517,62	5,39	0,98	2515,61	2519,64	2507,10	2529,70
PSO_M2_6x6	2	2523,52	2,34	1,65	2502,51	2544,53	2521,87	2525,17
PSO_M2_8x8	13	2607,34	4,20	1,17	2604,80	2609,88	2601,24	2614,86
PSO_M2_7x7	2	2618,05	16,43	11,62	2470,46	2765,64	2606,44	2629,67
PSO_M2_9x9	14	2694,63	25,50	6,82	2679,90	2709,35	2671,29	2751,25
Orijinal PSO	20	2854,41	82,62	18,47	2815,74	2893,08	2622,93	3007,55
PSO_M2_10x10	30	2904,66	50,80	9,27	2885,69	2923,63	2803,10	2994,98
PSO_M2_20x20	21	4245,70	412,83	90,09	4057,78	4433,62	3694,45	5107,84
PSO_M2_30x30	15	5876,05	32,64	8,43	5857,98	5894,13	5835,11	5942,97
PSO_M2_40x40	18	8544,73	22,83	5,38	8533,37	8556,08	8514,29	8602,64

D18512 problemi çözüm süreleri için SPSS ANOVA testi sonucunda Tablo 6.141.'de Sig. değeri 0,000 olduğundan gruplar arası farkın anlamlı olmadığı şeklindeki  $H_0$  hipotezi kabul edilemez. Diğer bir ifade ile orijinal PSO algoritması ile varyant gruplarının çözüm süreleri ortalamaları birbirinden farklıdır. Bu farkın incelenmesi ve hangi grup/gruplardan kaynaklandığının belirlenmesi için kullanılacak post-hoc istatistiğine ise Tablo 6.142.'de verilmiş olan Leneve varyansların homojenliği testi sonucuna göre karar verilmiştir. Leneve istatistiği 34,673 ve Sig. değeri 0,000 olduğundan grup varyanslarının eşit olduğu hipotezi kabul edilememekte ve eşit olmayan grup varyansları durumunda kullanılan Tamhane post-hoc istatistiği sonuçları Tablo 6.143.'te verilmektedir.

Tablo 6.141. D18512 problemi çözüm süresi ANOVA tablosu

	Kareler Toplamı	df	Ortalama Kare	F	Sig.
Gruplar Arası	892200706,439	20	44610035,322	3664,677	0,000
Grup İçi	4844844,906	398	12172,977		
Toplam	897045551,344	418			

Tablo 6.142. D18512 problemi çözüm süresi Leneve istatistiği

Levene İstatistiği	df1	df2	Sig.
34,673	20	398	,000

Tablo 6.143. D18512 problemi çözüm süresi Tamhane post-hoc testi çoklu karşılaştırmaları

(I) GRUP		Ortalama Fark (I-J)	Std. Hata	Sig.	95% Güven Aralığı	
					Alt Sınır	Üst Sınır
Orijinal PSO	PSO_U_10	571,9058223*	19,41	0,00	487,75	656,07
	PSO_U_20	367,5964856*	19,21	0,00	283,58	451,61
	PSO_U_30	382,0427098*	18,53	0,00	298,84	465,25
	PSO_U_40	360,3954926*	18,64	0,00	277,12	443,67
	PSO_M_10	563,1481686*	19,10	0,00	479,41	646,88
	PSO_M_20	402,7602980*	18,91	0,00	319,24	486,28
	PSO_M_30	396,9258616*	18,56	0,00	313,71	480,15
	PSO_M_40	366,8457131*	18,54	0,00	283,64	450,05
	PSO_M2_2x2	1633,9950429*	40,39	0,00	1472,03	1795,96
	PSO_M2_3x3	514,9694405*	18,50	0,00	431,78	598,15
	PSO_M2_4x4	426,0835971*	23,48	0,00	245,62	606,55
	PSO_M2_5x5	336,7883055*	18,50	0,00	253,60	419,97
	PSO_M2_6x6	330,8930971*	18,55	0,00	247,66	414,13
	PSO_M2_7x7	236,3600971*	21,82	0,00	111,03	361,69
	PSO_M2_8x8	247,0683663*	18,51	0,00	163,88	330,26
	PSO_M2_9x9	159,7836685*	19,69	0,00	74,97	244,60
	PSO_M2_10x10	-50,2501276	20,67	0,99	-136,85	36,35
	PSO_M2_20x20	-1391,2867969*	91,96	0,00	-1794,30	-988,27
	PSO_M2_30x30	-3021,6401363*	20,31	0,00	-3107,81	-2935,47
PSO_M2_40x40	-5690,3136807*	19,24	0,00	-5774,28	-5606,35	

\*Ortalama fark 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.143.'teki sonuçlara göre orijinal PSO algoritması çözüm süresi açısından önerilen FCM-PSO-M2 (10x10) dışındaki varyantlardan %95 güvenle farklı sürede çözüme ulaşmaktadır. İstatistiksel olarak %95 güvenle çalışma süreleri orijinal PSO algoritmasından farklı olmadığı söylenebilecek olan bu varyantların çözüm süreleri incelendiğinde FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı 3380130 değerine 2905 saniyede

ulařarak orijinal PSO algoritmasının 2854 saniyede 39736840 çözümlünü 11,76 kat iyileřtirmiřtir.

Her varyant için en iyi çözüme ulařılan süreleri karşılařtıracak olursak orijinal PSO algoritması 2854 saniyede çözüme ulařırken, FCM-PSO-U\_40 varyantı ortalama 2494 saniye, FCM-PSO-M\_40 ortalama 2488 saniye, FCM-PSO-M2 (30x30) 5876 saniyede çözüme ulařmıřtır.

D18512 problemi için bütün yöntemler göz önünde bulundurulduğunda elde edilmiř en iyi çözüm de 1158563 deęeri ile FCM-PSO-M2 yöntemi ile problem 30x30 kümeye bölündüğü zaman elde edilmiřtir. FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı, standart algoritmanın 2854 saniyede 39736840 ortalama çözüm deęerine karşılık 5876 saniyede 1151742 ortalama çözümünü elde etmiřtir.

## 7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Gezgin satıcı problemleri de dahil olmak üzere pek çok optimizasyon problemi için kullanılmakta olan başarılı bir sezgisel algoritma olan parçacık sürü optimizasyonu yöntemi her ne kadar literatürde yalnızca küçük gezgin satıcı problemleri için etkin olarak kullanılabilmişse de geliştirilmiş olan algoritmalar parçacık sürü optimizasyonu tekniğinin büyük çaplı problemler için de kullanılabilir olduğunu ortaya koymuştur.

Geliştirilen algoritmalar Tablo 7.1., Tablo 7.2. ve Tablo 7.3.'te görüldüğü gibi bütün problem ölçeklerinde standart yöntemin çözüm kalitesini artırırken çözüm zamanı açısından küçük ve orta ölçekli problemlerde daha yavaş kalmaktadırlar. Standart algoritmaya eklenen kümeleme işlemlerinin doğal süreci olarak artan işlem zamanları küçük ölçekli problemlerde çözüm kalitesini iyileştirirken standart algoritmaya göre 2 kat işlem zamanı gerektirmektedir. Tablo 7.4.'te görüldüğü üzere problem boyutu büyüdükçe bu fark azalmakta ve hatta R15934, R111849 ve D18512 problemlerinde geliştirilen algoritmalar hem çözüm kalitesini hem de çözüm zamanını iyileştirebilmektedir.

Tablo 7.1. Küçük ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri

Eil51	Standart PSO		FCM-PSO-M_6		FCM-PSO-M2 (2x2)		FCM-PSO-U_4	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	770,81	9,99	509,24	30,87	537,01	32,64	550,47	26,04
Berlin52	Standart PSO		FCM-PSO-M_4		FCM-PSO-M2 (2x2)		FCM-PSO-U_3	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	14048,64	10,36	10048,71	25,1	9969,22	37,28	10739,43	20,29

Tablo 7.1.'de verilmiş olan küçük problemlerden Eil51 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M6 varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre %33 iyileştirilmiştir. Berlin52 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (2x2) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre %29 iyileştirilmiştir.



Tablo 7.2. Orta ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri

KroC100	Standart PSO		FCM-PSO-M_10		FCM-PSO-M2 (9x9)		FCM-PSO-U_9	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	72176,43	16,09	28744,61	51,5	31148,29	59,48	31475,25	50,59
Bier127	Standart PSO		FCM-PSO-M_8		FCM-PSO-M2 (3x3)		FCM-PSO-U_8	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	363147,78	19,03	167208,53	48,64	176501,67	63,49	179120,29	51,16
KroA150	Standart PSO		FCM-PSO-M_10		FCM-PSO-M2 (4x4)		FCM-PSO-U_8	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	136269	21,83	39448,62	57,37	40509,22	98,68	42230,71	53,11
Linhp318	Standart PSO		FCM-PSO-M_20		FCM-PSO-M2 (5x5)		FCM-PSO-U_20	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	401460,89	45,78	71287,46	121,56	64939,9	151,22	80308,27	118,76
D493	Standart PSO		FCM-PSO-M_30		FCM-PSO-M2 (7x7)		FCM-PSO-U_20	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	352856,93	66,14	57833,67	180,75	50817,22	274,38	64870,4	139,91

Tablo 7.2.'de verilmiş olan orta ölçekli problemlerden KroC100 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M10 varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 2,51 kat iyileştirilmiştir. Bier127 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M\_8 varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 2,17 kat iyileştirilmiştir. KroA150 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M\_10 varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 3,45 kat iyileştirilmiştir. Linhp318 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (5x5) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 6,18 kat iyileştirilmiştir. D493 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (7x7) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 6,94 kat iyileştirilmiştir.

Tablo 7.3. Büyük ölçekli problemler için yöntemlerin en iyi ortalama çözüm değerleri

D657	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (8x8)		FCM-PSO-U_20	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	727473	87,52	88035,78	238,23	72093,78	356,15	98957,37	160,18
Pr1002	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (9x9)		FCM-PSO-U_30	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	5557984,18	139,39	509627,27	270,01	397310,21	470,56	566495,91	234,52
Pr2392	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (10x10)		FCM-PSO-U_40	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	10887816,38	301,25	1063553,15	445,31	692383,05	705,76	1102055,78	441,79
R15934	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (20x20)		FCM-PSO-U_40	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	40909279	766,02	3622152	876,4	1165916	2282,62	3656684	869,1
R11849	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (30x30)		FCM-PSO-U_40	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	85197054	1608,78	9242808	1661,38	1892567	4944,49	9238130	1643,76
D18512	Standart PSO		FCM-PSO-M_40		FCM-PSO-M2 (30x30)		FCM-PSO-U_40	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	39736840	2854,41	6976740	2487,57	1151742	5876,05	7012605	2494,02

Tablo 7.3.'te verilmiş olan büyük ölçekli problemlerden D657 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (8x8) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 10,09 kat iyileştirilmiştir. Pr1002 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (9x9) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 13,98 kat iyileştirilmiştir. Pr2392 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (10x10) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 15,75 kat iyileştirilmiştir. R15934 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (20x20) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 35,08 kat iyileştirilmiştir. R11849 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri

standart PSO'ya göre 45,01 kat iyileştirilmiştir. D18512 problemi için en iyi çözüm FCM-PSO-M2 (30x30) varyantı ile elde edilmiş ve çözüm değeri standart PSO'ya göre 34,50 kat iyileştirilmiştir.

Tablo 7.4. Problemler için en hızlı çözüm elde eden varyantlar

<p>Eil51</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>9,99</td> <td>770,81</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	9,99	770,81	<p>KroC100</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>16,08</td> <td>72176</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	16,08	72176	<p>D657</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>87,52</td> <td>727423</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	87,52	727423
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
9,99	770,81																			
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
16,08	72176																			
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
87,52	727423																			
<p>Berlin52</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>10,36</td> <td>14048,64</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	10,36	14048,64	<p>Bier127</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>19,03</td> <td>363148</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	19,03	363148	<p>Pr1002</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">FCM-PSO-M_2</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>137,02</td> <td>3517601</td> </tr> </tbody> </table>	FCM-PSO-M_2		SÜRE	ÇÖZÜM	137,02	3517601
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
10,36	14048,64																			
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
19,03	363148																			
FCM-PSO-M_2																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
137,02	3517601																			
	<p>KroA150</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>21,83</td> <td>136269</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	21,83	136269	<p>Pr2392</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>301,25</td> <td>10887816</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	301,25	10887816						
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
21,83	136269																			
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
301,25	10887816																			
	<p>Linhp318</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>45,78</td> <td>401461</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	45,78	401461	<p>RI5934</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">FCM-PSO-U3</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>728,71</td> <td>40909279</td> </tr> </tbody> </table>	FCM-PSO-U3		SÜRE	ÇÖZÜM	728,71	40909279						
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
45,78	401461																			
FCM-PSO-U3																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
728,71	40909279																			
	<p>D493</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Std. PSO</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>66,14</td> <td>352857</td> </tr> </tbody> </table>	Std. PSO		SÜRE	ÇÖZÜM	66,14	352857	<p>RI11849</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">FCM-PSO-U3</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1480</td> <td>51648802</td> </tr> </tbody> </table>	FCM-PSO-U3		SÜRE	ÇÖZÜM	1480	51648802						
Std. PSO																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
66,14	352857																			
FCM-PSO-U3																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
1480	51648802																			
		<p>D18512</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">FCM-PSO-M2 (2x2)</th> </tr> <tr> <th>SÜRE</th> <th>ÇÖZÜM</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1220</td> <td>26532700</td> </tr> </tbody> </table>	FCM-PSO-M2 (2x2)		SÜRE	ÇÖZÜM	1220	26532700												
FCM-PSO-M2 (2x2)																				
SÜRE	ÇÖZÜM																			
1220	26532700																			

Tablo 7.4.'te verilmiş olan en hızlı çözüm veren varyantlar incelendiğinde önceki tablolardan da görüldüğü üzere standart PSO algoritması bütün problemler için varyantlara göre daha kötü sonuçlar verse de küçük ve orta ölçekli problemler için hızlı olma avantajına sahipken Pr1002, RI5934, RI11849, D18512 problemleri için geliştirilen varyantlar standart PSO'dan hem daha hızlı hem de daha iyi sonuçlar elde etmiştir.

Tablo 7.5. Standart PSO ve en yakın çözüm süresine sahip varyant karşılaştırmaları

Eil51	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	770,81	9,99	652,9	16,57	1,18	1,66
Berlin52	Standart PSO		FCM-PSO-U_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	14048,64	10,36	11574,24	16,74	1,21	1,62
KroC100	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	72176,43	16,09	46516,63	22,5	1,55	1,40
Bier127	Standart PSO		FCM-PSO-U_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	363147,78	19,03	257518,28	25,55	1,41	1,34
KroA150	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	136269	21,83	69937,49	28,68	1,95	1,31
Linhp318	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	401460,89	45,78	230226,45	48,69	1,74	1,06
D493	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	352856,93	66,14	195144,36	71,75	1,81	1,08
D657	Standart PSO		FCM-PSO-M_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	727473	87,52	436622,41	93,02	1,67	1,06
Pr1002	Standart PSO		FCM-PSO-M_3		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	5557984,18	139,39	2666444,39	138,94	2,08	1,00
Pr2392	Standart PSO		FCM-PSO-U_2		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	10887816,38	301,25	9324852,43	317,72	1,17	1,05
R15934	Standart PSO		FCM-PSO-M_5		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	40909279	766,02	17774566	755,68	2,30	0,99
R111849	Standart PSO		FCM-PSO-M_20		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	85197054	1608,78	15685204	1601,01	5,43	1,00
D18512	Standart PSO		FCM-PSO-M2 (9x9)		FARK ORANI	
	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi	Çözüm Değeri	Çözüm Süresi
	39736840	2854,41	4015801	2694,63	9,90	0,94

Tablo 7.5.'te geliştirilen varyantlardan standart PSO algoritmasının çözüm süresine en çözüm süresine sahip olanlar her problem için listelenmiş ve işlem sürelerinde fark ve çözüm kalitelerinde iyileştirme oranları gösterilmiştir. Geliştirilen varyantlar küçük ölçekli problemler haricindeki problemler için işlem zamanı artış oranı ve çözüm değeri (kalitesi) artış oranları açısından standart PSO algoritmasından 9,9 kata kadar daha iyi performans göstermişlerdir. Bu yöntemler ve hibritleme yaklaşımı birlikte kullanıldığında çok daha iyi sonuçlar alınabilecektir ve günümüz problemleri bu tarz yaklaşımları gerekli kılmaktadır.

Yapılan deneysel çalışmaların ortaya koyduğu sonuçlardan birisi de karar verici adına problemi çözerken kaç küme kullanılması gerektiği noktasında küme elemanları büyüklüğünü 10 – 30 aralığında tutacak şekilde seçim yapmanın çözümün kalitesi ve çözüm zamanı adına uygun olduğudur. Bu literatürde yapılan çalışmalarda PSO algoritmasının küçük boyutlu GSP üzerinde etkin olduğu yargısı ile uyumludur.

Deneysel çalışmaların ortaya koyduğu bir diğer sonuç ise kümeleme için tercihin tek düzeyli çok sayıda küme oluşturmaktan ziyade çok aşamalı olarak kümeleme yapmanın daha iyi sonuçlar verdiğidir. Bu yorum FCM-PSO-M2 yöntemi ile elde edilen sonuçların başarımı ve çalışma zamanının kısalığı ile sayısal açıdan da desteklenmektedir.

Çalışma kapsamında hedeflenen büyük boyutlu gezgin satıcı problemlerinde parçacık sürü optimizasyonu algoritmasının standart formununun değiştirilmeden daha başarılı çözümler elde amacına ulaşılmıştır. Literatürde kullanılan hibrit PSO algoritmaları ile de benzer çalışmalar yapılabilir ve bu çalışmalarda da çözüm kalitelerinde iyileştirme olması beklenmektedir.

Çalışma kapsamında önerilen kümeleme yöntemi ile sezgisel algoritmanın birleştirilmesi uygulamasının PSO haricindeki diğer sezgisel algoritmalar (GA, KKO vb.) için de çözüm kalitesini arttıracakları beklenmektedir.

## KAYNAKLAR

- [1] Sural H., Gezgin Satıcı Problemi, *Matematik Dünyası*, 2003, **Güz**, 37-40.
- [2] [http://en.wikipedia.org/wiki/Mathematical\\_model](http://en.wikipedia.org/wiki/Mathematical_model), (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [3] Yılmaz M., Particle Swarm Systems for Multimodal Optimization, Yüksek Lisans Tezi, Yeditepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2006, 182152.
- [4] [http://en.wikipedia.org/wiki/Combinatorial\\_optimization](http://en.wikipedia.org/wiki/Combinatorial_optimization), (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [5] Ayyüce A., Kombinatoriyal Eniyileme ve Sezgisel Yöntemler, Başkent Üniversitesi, <http://www.baskent.edu.tr/~ayyuce/END407Ders1.pdf>, (Ziyaret tarihi: 3 Haziran 2014).
- [6] Önder E., Araç Rotalama Problemlerinin Parçacık Sürü ve Genetik Algoritma ile Optimizasyonu, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2011, 280079.
- [7] <http://en.wikipedia.org/wiki/NP-hard>, (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [8] <http://tr.wikipedia.org/wiki/Algoritma>, (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [9] <http://en.wikipedia.org/wiki/Simulation>, (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [10] Kuzu S., Önay O., Şen U., Tunçer M., Yıldırım B.F., Keskindürk T., Gezgin Satıcı Problemlerinin Metasezgisellerle Çözümü, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 2014, **43**(1), 1-27.
- [11] Saiyed A. R., The Traveling Salesman Problem, Indiana State University, <http://cs.indstate.edu/~zeeshan/aman.pdf>, (Ziyaret tarihi: 5 Haziran 2014).
- [12] Reinelt G. *The Traveling Salesman: Computational Solutions for TSP Applications*, Springer-Verlag, Berlin, 1994
- [13] Ateş E., Karınca kolonisi Optimizasyonu Algoritmaları ile Gezgin Satıcı Probleminin Çözümü ve 3 Boyutlu Benzetim, Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, İzmir, 2012.
- [14] Cook W., The Traveling Salesman Problem, University of Waterloo, <http://www.math.uwaterloo.ca/tsp/index.html>, (Ziyaret tarihi: 5 Haziran 2014).

- [15] Matai R., Singh S. P., Mittal L. M., Traveling Salesman Problem: An Overview of Applications, Formulations, and Solution Approaches, Editor: Davendra D., *Traveling Salesman Problem, Theory and Applications*, InTech, Croatia, 1-24, 2010
- [16] Laporte G., The Traveling Salesman Problem: An Overview of Exact and Approximate Algorithms, *European Journal Of Operational Research*, 1992, **59**, 231-247.
- [17] [http://en.wikipedia.org/wiki/Branch\\_and\\_cut](http://en.wikipedia.org/wiki/Branch_and_cut), (Ziyaret tarihi: 26 Nisan 2014).
- [18] Güner A. R., A Continuous and a Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for Uncapacitated Facility Location Problem, Yüksek Lisans Tezi, Fatih Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2006, 221950.
- [19] Öztürk C., Karınca ve Sürü Optimizasyon Yöntemlerinin İncelenmesi ve Yazılım Uygulamalarının Oluşturulması, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2006, 185010.
- [20] Göksal F. P., Eşzamanlı Topla-Dağıt Araç Rotalama Problemi İçin Sezgisel Yaklaşımlar: Genetik Algoritma ve Kuş Sürüsü Eniyileme, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2010, 269764.
- [21] Ausiello G., Crescenzi P., Gambosi G., Kann V., Marchetti-Spaccamel A., Protasi M., *Complexity and Approximation: Combinatorial Optimization Problems and Their Approximability Properties*, Springer-Verlag, Germany, 2003.
- [22] Şatır M., Kuadratik Atama Problemlerinin Çözümünde Ayrık Birey-Koloni Optimizasyonu Modeli, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2008, 232304.
- [23] Bonyadi M. R., Azghadi M. R., Shah-Hosseini H., Population-Based Optimization Algorithms for Solving the Traveling Salesman Problem, Editor: Greco F., *Traveling Salesman Problem*, I-Tech, Croatia, 1-34, 2008.
- [24] Shapiro A. F., A Hitchikers's Guide to the Techniques of Adaptive Nonlinear Models, *Insurance: Mathematics and Economics*, 2000, **26**, 119-132.
- [25] Chen S., Is The Common Good ? - A New Perspective Developed in Genetic Algorithms, Carnegie Mellon University Pittsburg, Pennsylvania, [https://www.ri.cmu.edu/pub\\_files/pub2/chen\\_stephen\\_1999\\_1/chen\\_stephen\\_1\\_999\\_1.pdf](https://www.ri.cmu.edu/pub_files/pub2/chen_stephen_1999_1/chen_stephen_1_999_1.pdf) , (Ziyaret tarihi: 5 Haziran 2014).
- [26] Gendreau M., Potvin J. Y., *Handbook of Metaheuristics*, 2<sup>nd</sup> ed., Springer, New York, 2010.
- [27] Yang X. S., *Introduction to Mathematical Optimization – From Linear Programming to Metaheuristics*, Cambridge International Science Publishing, United Kingdom, 2008.

- [28] Hromkovic J., *Algorithmics for Hard Problems: Introduction to Combinatorial Optimization, Randomization, Approximation and Heuristics*, 2<sup>nd</sup> ed., Springer, Berlin, 2002.
- [29] Reeves C. R., *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*, McGraw-Hill Book Company, London, 1993.
- [30] Fu H., SU C., A Comparison Of Search Techniques for Minimizing Assembly Time In Printed Wiring Assembly, *International Journal of Production Economics*, 200, **63**, 83-98.
- [31] Demircioğlu M., Araç Rotalama Probleminin Sezgisel Bir Yaklaşım ile Çözümlemesi Üzerine Bir Uygulama, Doktora Tezi, Çukurova Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Adana, 2009, 241435.
- [32] Engin O., Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma ile Çözüm Performansının Arttırılmasında Parametre Optimizasyonu, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2001, 112205.
- [33] Liaw C., A Hybrid Genetic Algorithm for the Open Shop Scheduling Problem, *European Journal of Operations Research*, 2000, **124**(1), 28-42.
- [34] McMullen P. R., An Ant Colony Optimization Approach to Addressing a JIT Sequencing Problem With Multiple Objectives, *Artificial Intelligence in Engineering*, 2001, **15**(3), 309-317.
- [35] Ying K., Liao C., An Ant Colony System for Permutation Flow-Shop Sequencing, *Computers & Operations Research*, 2004, **31**(5), 791-801.
- [36] Yin P., Ant Colony Search Algorithms for Optimal Polygonal Approximation Of Plane Curves, *Pattern Recognition*, 2003, **36**(8), 1783-1797.
- [37] Özkale C., İki Kriterli Karesel Atama Problemlerinin Çok Amaçlı Karınca Kolonileri Algoritmaları ile Optimizasyonu, Doktora Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2010, 259475.
- [38] Bauer R. J., *Genetic Algorithms and Investment Strategies*, John Wiley & Sons, Inc, Canada, 1994.
- [39] Dawid H., *Adaptive Learning by Genetic Algorithms: Analytical Results and Applications to Economical Models*, Springer-Verlag, Germany, 1996.
- [40] Kalogirou S. A., Artificial Intelligence for the Modelling and Control of Combustion Process: A Review, *Progress in Energy and Combustion Science*, 2003, **29**(6), 515-566.
- [41] Kennedy J, Eberhart R. C., Particle Swarm Optimization, *IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, WA, Australia, 27 November – 01 December 1995.



- [42] Kennedy J., Eberhart R. C., *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2001.
- [43] Uysal Ö., Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm For Bicriteria Permutation Flowshop Scheduling Problem, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul 2006, 185040.
- [44] Shi Y. H., Eberhart, R. C., A Modified Particle Swarm Optimizer, *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Anchorage, Alaska, 04 May – 09 May 1998.
- [45] Everitt B. S., Landau S., Leese M., Stahl D., *Cluster Analysis*, 5th ed., Wiley, United Kingdom, 2011.
- [46] [https://en.wikipedia.org/wiki/Cluster\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Cluster_analysis) , (Ziyaret tarihi: 07 Eylül 2013).
- [47] Taşkın Ç., Emel G. G., Veri Madenciliğinde Kümeleme Yaklaşımları ile Kohonen Ağları ile Perakendecilik Sektöründe Bir Uygulama, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2010, **15**(3), 395-409.
- [48] Ünler A., Sezgisel Yöntemlerle K-Harmonik Ortalama Veri Kümeleme Eniyilemesi, Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2006, 184590.
- [49] Silahtaroglu G., Veri Madenciliğinde Kümeleme Analizi ve Öğretim Başarısının Değerlemesine İlişkin Bir Uygulama, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2004, 146982.
- [50] Saraçoğlu R., Bulanık Kümeleme Kullanılarak Benzer Belge Aranması, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 2007, 212382.
- [51] Işık M., Çamurcu A. Y., K-Means, K-Medoids ve Bulanık C-Means Algoritmalarının Uygulamalı Olarak Performanslarının Tespiti, *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2007, **6**(11), 31-45.
- [52] Tan P. N., Steinbach M., Kumar V., *Introduction to Data Mining*, Pearson, New York, 2005.
- [53] Jain A. K., Murty M. N., Flynn P. J., Data Clustering: A Review, *ACM Computing Surveys*, 1999, **31**(3), 264-323.
- [54] Mitchell M., *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT Press, Massachusetts, 1996.
- [55] Bergh F, An Analysis of Particle Swarm Optimizers, Doktora Tezi, University of Pretoria, Pretoria, 2001.
- [56] Uysal Ö., Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm for Bicriteria Permutation Flowshop Scheduling Problem, Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2006, 185040.

- [57] Akat S. B., Dinamik komşuluklu Eşzamansız Dağınık Parçacık Sürü Eniyileme Yöntemi ve Çok Robotlu Arama Görevinde Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2009, 245887.
- [58] Özkaya U., Parçacık Sürü Algoritmalarının Mikrodalga Kuvvetlendirici Uygulamaları, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2011, 295845.
- [59] Ortakçı Y., Parçacık Sürü Optimizasyonu Yöntemlerinin Uygulamalarla Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Karabük, 2011, 287420.
- [60] Belgin Ö., Haberleşme Şebekelerinin Tasarımında Sezgisel Yaklaşımlar: Değişken Komşu Arama, Kuş Sürüsü Optimizasyonu, Karınca Kolonisi Optimizasyonu, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2007, 200976.
- [61] Aygün H., Akışkan Yataklı Buhar Kazanının Yatak Sıcaklığının Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Tabanlı PID Kontrolör (PSO-PID) İle Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Karabük, 2011, 287403.
- [62] Eker İ., Particle Swarm Optimization and Differential Evolution Algorithms For Continuous Function Optimization Problems, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Kültür Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2005, 234711.
- [63] Abraham A., Guo H., Liu H., Swarm Intelligence: Foundations, Perspectives and Applications, Nedjah N., Madeco Mourelle L., *Swarm Intelligent Systems*, Springer, Netherlands, 1-23, 2006.
- [64] Basu S., Tabu Search Implementation on Traveling Salesman Problem and Its Variations: A Literature Survey, *American Journal of Operations Research*, 2012, **2**, 163-173.
- [65] Chauhan C., Gupta R., Pathak K., Survey of Methods of Solving TSP Along with Its Implementation Using Dynamic Programming Approach, *International Journal of Computer Applications*, 2012, **52**(4), 1-19.
- [66] Anbuudayasankar, S. P., Ganesh, K., Mohapatra, Sanjay, *Models for Practical Routing Problems in Logistics: Design and Practices*, Springer, Switzerland, 2014.
- [67] Robati A., Barani G. A., Pour H. N. A., Fadaee M. J., Anaraki J. R. P., Balanced Fuzzy Particle Swarm Optimization, *Applied Mathematical Modelling*, 2012, **36**, 2169-2177
- [68] Feng H. M., Liao K. L., Hybrid Evolutionary Fuzzy Learning Scheme in the Applications of Traveling Salesman Problems, *Informations Sciences*, 2014, **270**, 204-225.

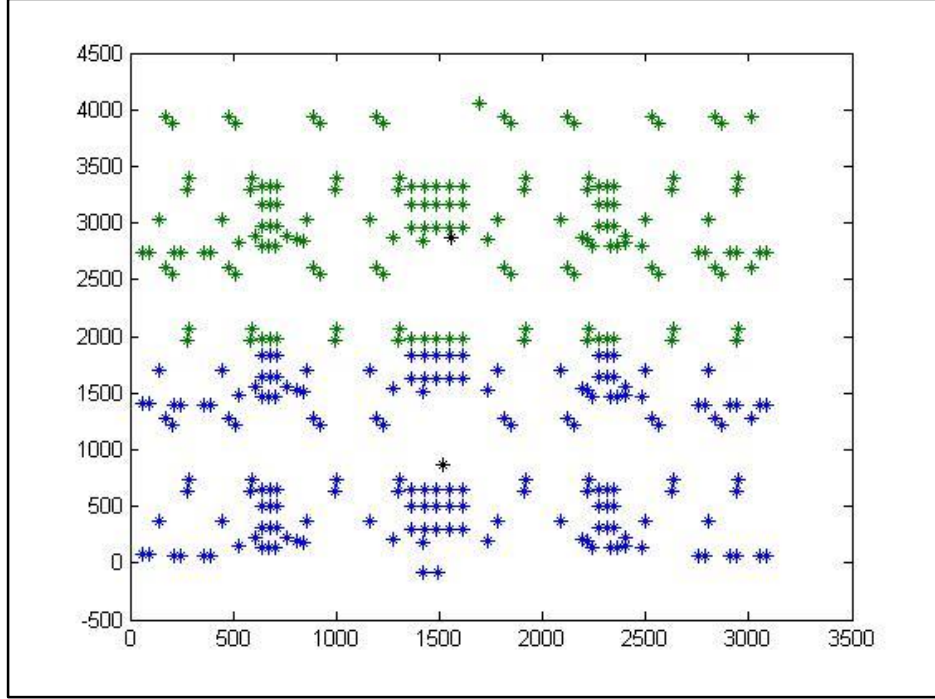
- [69] Norouzi N., Sadegh-Amalnick M., Alinaghiyan M., Evaluating of the Particle Swarm Optimization in a Periodic Vehicle Routing Problem, *Measurement*, 2015, **62** , 162-169.
- [70] Kuo R. J., Zulvia F. E., Suryadi K., Hybrid Particle Swarm Optimization with Genetic Algorithm for Solving Capacitated Vehicle Routing Problem with Fuzzy Demand – A Case Study on Garbage Collections System, *Applied Mathematics and Computation*, 2012, **219**, 2574-2588.
- [71] Meneses A. A. M., Machado M. D., Schirru R., Particle Swarm Optimization Applied to the Nuclear Reload Problem of a Pressurized Water Reactor, *Progress in Nuclear Energy*, 2009, **51** , 319-326.
- [72] Marinakis Y., Marinaki M., A Hybrid Multi-Swarm Particle Optimization Algorithm for the Probabilistic Traveling Salesman Problem, *Computers & Operations Research*, 2010, **37** ,432-442.
- [73] Anghinolfi D., Montemanni R., Paolucci M., Gambardella L. M., A Hybrid Particle Swarm Optimization Approach for the Sequential Ordering Problem, *Computers & Operations Research*, 2011, **38**, 1076-1085.
- [74] Akjiratikarl C., Yenradee P., Drake P. R., PSO-based Algorithm for Home Care Worker Scheduling in the UK, *Computers & Industrial Engineering*, 2007, **53**, 559-583.
- [75] Moghaddam B. F., Ruiz R., Sadjadi S. J., Vehicle Routing Problem with Uncertain Demands: An Advanced Particle Swarm Algorithm, *Computers & Industrial Engineering*, 2012, **62**, 306-317.
- [76] Göksal F. P., Karaoglan I., Altiparmak F., A Hybrid Discrete Particle Swarm Optimization for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery, *Computers & Industrial Engineering*, 2013, **65**, 39-53.
- [77] Tlili T., Faiz S., Krichen S., A Hybrid Metaheuristic for the Distance-constrained Capacitated Vehicle Routing Problem, *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 2014, **109**, 779-783.
- [78] Elloumi W., Abed H., Abraham A., Alimi A. M., A Comparative Study of the Improvement of Performance Using a PSO modified by ACO applied to TSP, *Applied Soft Computing*, 2014, **25**, 234-241.
- [79] Marinakis Y., Iordanidou G.-R., Marinaki M., Particle Swarm Optimization for the Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands, *Applied Soft Computing*, 2013, **13**, 1693-1704.
- [80] Zhang W.-B., Zhu G.-Y., Comparison and Application of Four Versions of Particle Swarm Optimization Algorithms in the Sequence Optimization, *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**, 8858-8864.

- [81] Dang D.-C., Guibadj R. N., Moukrim A., An Effective PSO-inspired Algorithm for the Team Orienteering Problem, *European Journal of Operational Research*, 2013, **229**, 332-344.
- [82] Vidal T., Crainic T. G., Gendreau M., Prins C., Heuristics for Multi-Attribute Vehicle Routing Problems: A Survey and Synthesis, *European Journal of Operational Research*, 2013, **231**, 1-21.
- [83] Liao Y., Yau D., Chen C., Evolutionary Algorithm to Traveling Salesman Problems, *Computers and Mathematics with Applications*, 2012, **64**(5), 788-797.
- [84] El-Abd M., Hassan H., Anis M., Kamel M. S., Elmasry, M., Discrete Cooperative Particle Swarm Optimization for FPGA Placement, *Applied Soft Computing*, 2010, **10**(1), 284-295.
- [85] Allahverdi A., Al-Anzi F. S., A PSO and a Tabu Search Heuristics for the Assembly Scheduling Problem of the Two-stage Distributed Database Application, *Computers & Operations Research*, 2006, **33**(4), 1056-1080.
- [86] García-Villoria A., Pastor R., Introducing Dynamic Diversity into a Discrete Particle Swarm Optimization, *Computers & Operations Research*, 2009, **36**(3), 951-966.
- [87] Liao, C. J., Tseng C. T., Luarn P., A Discrete Version of Particle Swarm Optimization for Flowshop Scheduling Problems, *Computers & Operations Research*, 2007, **34**(10), 3099-3111.
- [88] Pan Q. K., Tasgetiren M. F., Liang Y. C., A Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm for the No-wait Flowshop Scheduling Problem, *Computers & Operations Research*, 2008, **35**(9), 2807-2839.
- [89] Farmahini-Farahani A., Vakili S., Fakhraie S. M., Safari S., Lucas C., Parallel Scalable Hardware Implementation of Asynchronous Discrete Particle Swarm Optimization, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, **23**(2), 177-187.
- [90] Unler A., Murat A., A Discrete Particle Swarm Optimization Method for Feature Selection in Binary Classification Problems, *European Journal of Operational Research*, 2010, **206**(3), 528-539.
- [91] Anghinolfi D., Paolucci M., A New Discrete Particle Swarm Optimization Approach for the Single-machine Toplam Weighted Tardiness Scheduling Problem with Sequence-dependent Setup Times, *European Journal of Operational Research*, 2009, **193**(1), 73-85.
- [92] Tasgetiren M. F., Liang Y.C., Sevcli M., Gencyilmaz G., A Particle Swarm Optimization Algorithm for Makespan and Toplam Flowtime Minimization in the Permutation Flowshop Sequencing Problem, *European Journal of Operational Research*, 2007, **177**(3), 1930-1947.

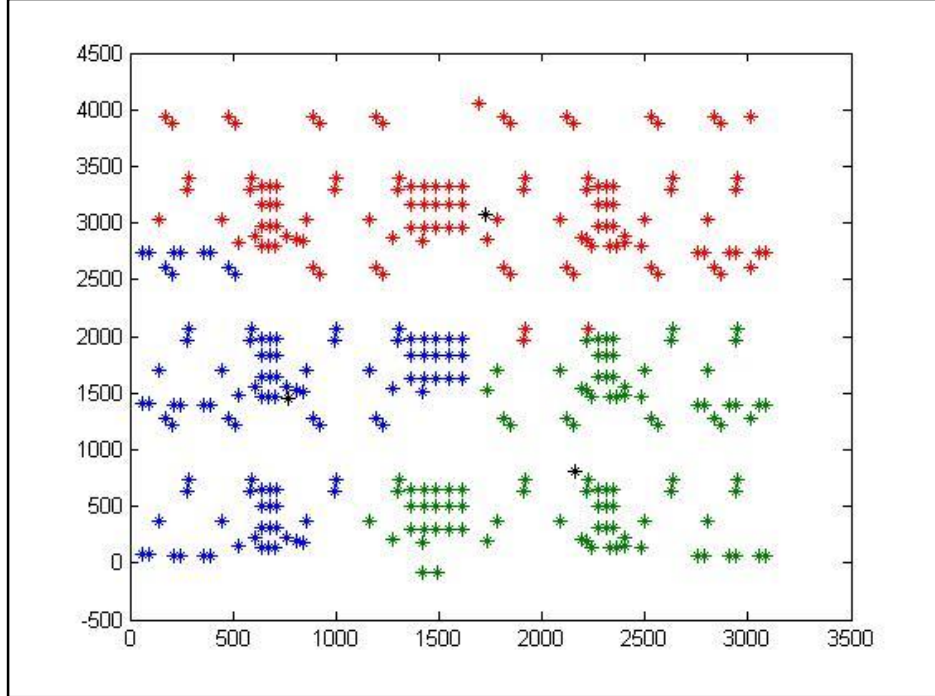
- [93] Tsai, K. H., Wang T. I., Hsieh T. C., Chiu T. K., Lee M. C., Dynamic Computerized Testlet-based Test Generation System by Discrete PSO with Partial Course Ontology, *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(1), 774–786.
- [94] Sha D. Y., Lin H. H., A Multi-objective PSO for Job-shop Scheduling Problems, *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(2), 1065–1070.
- [95] Yeh W. C., Chang W. W., Chung Y. Y., A New Hybrid Approach for Mining Breast Cancer Pattern Using Discrete Particle Swarm Optimization and Statistical Method, *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(4), 8204–8211.
- [96] Shi X. H., Liang Y. C., Lee H. P., Lu C., Wang Q. X., Particle Swarm Optimization-based Algorithms for TSP and Generalized TSP, *Information Processing Letters*, 2007, **103**(5), 169–176.
- [97] <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/tsp/> (Ziyaret Tarihi: 3 Haziran 2014).
- [98] <http://www.turkiyeharitasi.gen.tr/turkiye-siyasi-haritasi/> (Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2015).
- [99] [https://tr.wikipedia.org/wiki/Türkiye'nin\\_coğrafi\\_bölgeleri](https://tr.wikipedia.org/wiki/Türkiye'nin_coğrafi_bölgeleri) (Ziyaret Tarihi: 4 Nisan 2015).
- [100] Kayri M., Araştırmalarda Gruplar Arası Farkın Belirlenmesine Yönelik Çoklu Karşılaştırma (Post-Hoc) Teknikleri, *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2009, **19**(1), 51-64.

## **EKLER**

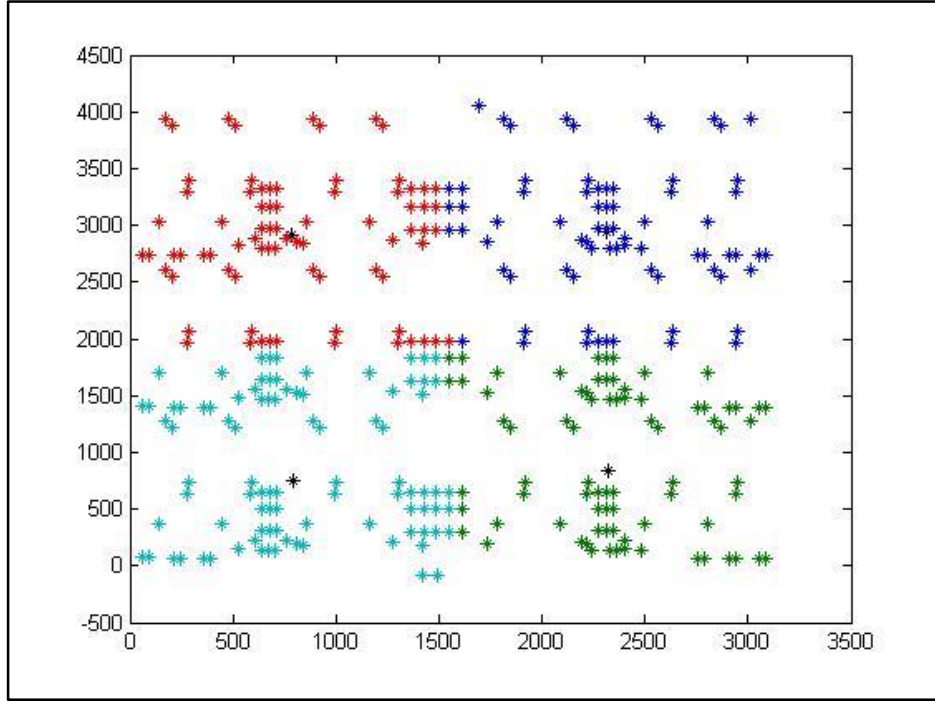
Ek-A



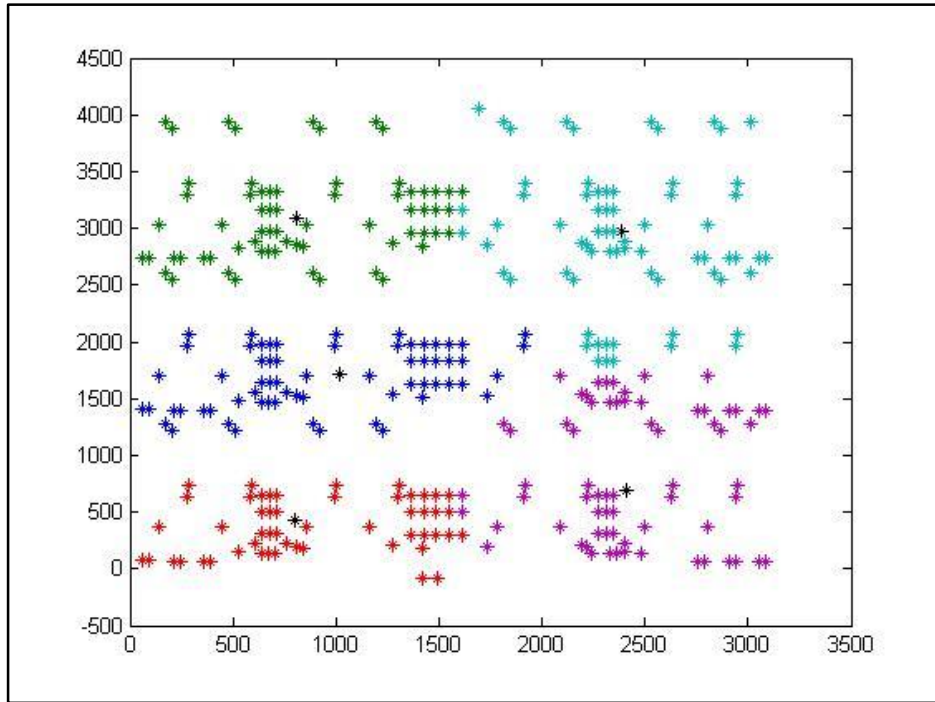
Şekil A.1. Linhp318 probleminin BCO ile 2 kümeye ayrılması



Şekil A.2. Linhp318 probleminin BCO ile 3 kümeye ayrılması

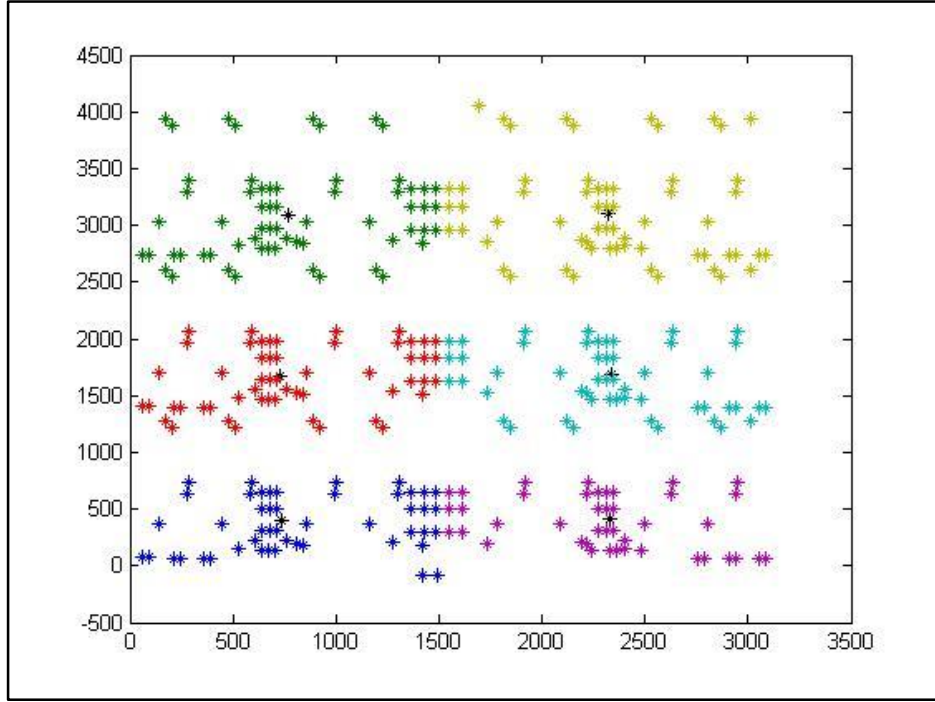


Şekil A.3. Linhp318 probleminin BCO ile 4 kümeye ayrılması

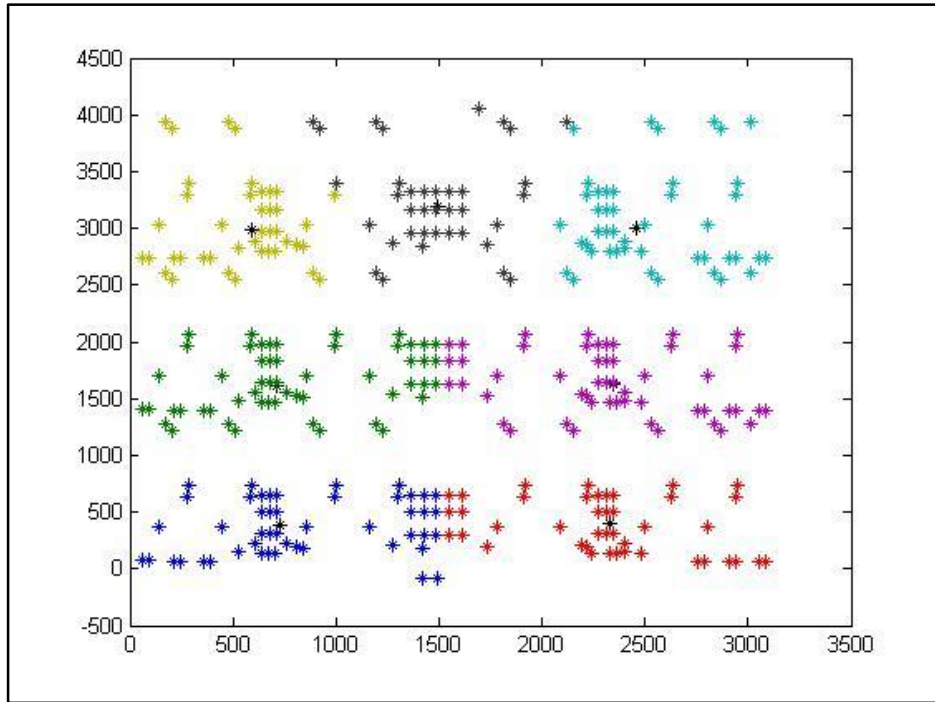


Şekil A.4. Linhp318 probleminin BCO ile 5 kümeye ayrılması





Şekil A.5. Linhp318 probleminin BCO ile 6 kümeye ayrılması



Şekil A.6. Linhp318 probleminin BCO ile 7 kümeye ayrılması

## Ek-B

```
Standart PSO MATLAB kodu (kısmi)
Yazan : A. Yekta KAYMAN

clear all;
for deney=1:30;
sayacdeney=1;
tic
close all;
clc;
format compact;
format short;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ŞEHİRLERİN SAYISINI VE KONUMLARINI OKU
[SEHIR_NO,X_KONUMU,Y_KONUMU]=textread('pr1002.txt','%f
%f %f');
[SEHIR_SAYISI bos]=size(SEHIR_NO);
% Sabitleri tanımla
c1=2; % c1 Katsayısı yerel en iyi ağırlığı
c2=2; % c2 Katsayısı global en iyi ağırlığı
k=0.05; % Hız sınırlandırıcı katsayı Vmax=k*xmax
xmax=130; % +X sınırı
xmin=0; % -X sınırı
Pop=80; % Populasyon büyüklüğü
vmax=k*xmax; % Maksimum hız
wmax=1; % Atalet ağırlığı sonraki hız için hesaplamada
şimdiki hızın etkisini belirliyor
wmin=0.1; % Atalet ağırlığı sonraki hız için
hesaplamada şimdiki hızın etkisini belirliyor
% Sonlanma Kriteri
maksnesil=1500; % Maksimum nesil sayısı
% Rasgele Başlangıç Konumları ( TUR )
RBK=xmax*rand(Pop,SEHIR_SAYISI);
% Rasgele Başlangıç Hızları (0-Vmax arası)
RBH=(vmax-0)*rand(Pop,SEHIR_SAYISI);
[SIRALI SIRA]=sort(RBK,2);
TUR=[SIRA SIRA(:,1)];
for d2=1:Pop;
d1=1:SEHIR_SAYISI;
MESAFE(d2,d1)=sqrt(((X_KONUMU(TUR(d2,d1))-
X_KONUMU(TUR(d2,d1+1)))^2)+((Y_KONUMU(TUR(d2,d1))-
Y_KONUMU(TUR(d2,d1+1)))^2));
end
TUR_UZUNLUGU=sum(MESAFE,2);
BPK=RBK;
BPD=TUR_UZUNLUGU;
[BGD I]=min(TUR_UZUNLUGU);
G_FIT_KONUM=RBK(I,:);
```

```

V=RBH; % ilk hızlar
X=RBK; % ilk Konumlar
G=G_FIT_KONUM; % Başlangıç GBEST konumları
PBEST=BPD;
GBEST=BGD;
PX=BPK; % Başlangıç PBEST Konum değerini ata
for r=1:Pop
GX(r,:)=G;
end
GX_T=G;
% NESİL DÖNGÜSÜ
for T=1:maksnesil
.....
.....
.....
.....
end
end
[GBESTyeni I]=min(PBEST); % Karşılaştırma için mevcut
PBEST lerin en iyisi GBESTyeni olarak atanıyor
G_Fityeni_X=PX(I,:);
if GBESTyeni<GBEST % Yeni GBEST daha iyi ise Mevcut
GBEST güncelle
    GBEST=GBESTyeni;
    GX_T=G_Fityeni_X;
end
for r=1:Pop
    GX(r,:)=GX_T;
end
izleGBEST(T)=GBEST;
VeriX(T,:)=X(1,:);
end
GX;
[SIRALI_X_SON SIRA_X_SON]=sort(GX(1,:),2);
TUR_X_SON=[SIRA_X_SON SIRA_X_SON(:,1)];
GBEST;
toc
veriG(deney,:)=GBEST;
veriZAMAN(deney,:)=toc;
sayacdeney=sayacdeney+1
end
[a ~]=min(veriG)
TT=veriG'
ZZ=veriZAMAN'

```

## KİŞİSEL YAYINLAR VE ESERLER

- [1] Onursal F. S., Fıçlalı A., **Kayman A. Y.**, Malzeme Çeşitliliğinin Optimizasyonuna Yönelik Bir Model, *Avrasya İşletme ve İktisat Dergisi*, 2015, **2**,76-92.
- [2] **Kayman A. Y.**, Uysal B., University as a Taylorist Institution and the Perception of the Motto: The Case of Gazi University Turkey, Editörler: Arslan H., Rata G., Kocayörük E., İçbay M. A., *Multidisciplinary Perspectives on Education*, Cambridge Scholars Publishing, Newcastle, 329-338, 2014.
- [3] Pekşen E., Yas T., **Kayman A. Y.**, Özkan C., Application of Particle Swarm Optimization on Self-Potential Data, *Journal of Applied Geophysics*, 2011, **75**(2), 305-318.
- [4] Çakır M., Bütün E., **Kayman A. Y.**, Effects of Genetic Algorithm Parameters on Trajectory Planning for 6-DOF Industrial Robots, *Industrial Robot-An International Journal*, 2006, **33**(3), 205-215.
- [5] **Kayman A. Y.**, Baynal K., Deney Tasarımının Genetik Algoritma ile Fonksiyon Optimizasyonu Problemi İçin Uygun Parametre Değerlerinin Belirlenmesine Uygulanması, *XXVI. YA/EM Ulusal Kongresi*, Kocaeli,Türkiye, 3-5 Temmuz 2006.
- [6] Kumbaracıbaşı O., Öztürkcan M., **Kayman A.Y.**, Fiziki Endikatörlerle Kişi Başına Düzeltilmiş Sosyal Hasıla ve Türkiye'ye İlişkin Bir Değerlendirme, *Maltepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2005, **1**, 5-28.
- [7] Çakır M., Bütün E., **Kayman A. Y.**, Genetik Algoritma Parametrelerinin Endüstriyel Robotların Yörünge Planlamasına Etkileri, *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı*, İstanbul, Türkiye, 2-3 Haziran 2005.
- [8] Aydın G., Yılmaz D., **Kayman A. Y.**, Bir Aydınlatma Firmasında Darboğaz Yaratın Makine Problemlerinin Alternatif Çözümlerinin Simülasyonu, *XXIV. YA/EM Ulusal Kongresi*, Adana,Türkiye, 15-18 Haziran 2004.
- [9] **Kayman A. Y.**, Aydın G., Yılmaz D., Aladağ Z., 0-1 Integer Approach for Multi-Criteria Flow Shop Production System, *EURO/INFORMS 2003*, İstanbul, Türkiye, 6-10 Temmuz 2003.

## ÖZGEÇMİŞ

1979 yılında Sakarya’da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini Kocaeli’de tamamladı. 1996 yılında girdiği İstanbul Teknik Üniversitesi İşletme Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümü’nden 2009 yılında Endüstri Mühendisi olarak mezun oldu. 2001- 2004 yılları arasında Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans öğrenimini tamamladı. 2001 – 2011 yılları arasında çeşitli kurumlarda Araştırma Görevlisi, Üretim Planlama Uzmanı ve SAP Danışmanı olarak görev almıştır. 2011 yılından beri Beykent Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesinde Araştırma Görevlisi olarak görev yapmaktadır.