

**ÇOK AMAÇLI SOSYAL TABANLI
METASEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI İLE
SOSYAL AĞLARDA ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ**

Feyza ALTUNBEY

Yüksek Lisans Tezi

Yazılım Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Bilal ALATAŞ

NİSAN- 2015

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ




ÇOK AMAÇLI SOSYAL TABANLI METASEZGİSEL OPTİMİZASYON
ALGORİTMALARI İLE SOSYAL AĞLARDA ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
FEYZA ALTUNBEY

(141137103)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 03.04.2015

Tezin Savunulduğu Tarih : 24.04.2015

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Bilal ALATAŞ (F.Ü.) 
Diğer Jüri Üyeleri : Doç. Dr. Resul DAŞ (F.Ü.) 
Doç. Dr. Ali KARCI (İ.Ü.) 

NİSAN-2015

ÖNSÖZ

Tez içerisinde, örtüşen toplulukların keşfedilmesi için çok amaçlı sosyal tabanlı metasezgisel optimizasyon algoritmaları üzerine çalışmalar yapılmıştır.

Çalışmalarım boyunca, değerli görüş ve katkılarıyla beni yönlendiren, her konuda desteğini esirgemeyen, kıymetli tecrübelerinden faydalandığım tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Bilal ALATAŞ'a teşekkürü borç bilirim.

Feyza ALTUNBEY
Elazığ-2015

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

| | |
|--|-----------|
| ÖNSÖZ | II |
| İÇİNDEKİLER..... | III |
| ÖZET..... | V |
| SUMMARY | VI |
| ŞEKİLLER LİSTESİ | VII |
| TABLolar LİSTESİ | VIII |
| KISALTMALAR | IX |
| SEMBOLLER LİSTESİ | X |
| 1. GİRİŞ..... | 1 |
| 1.1. Tez Çalışmasının Amacı | 3 |
| 1.2. Tezin Çalışmasının Kapsamı | 4 |
| 2. SOSYAL AĞLARDA ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ | 5 |
| 2.1. Geleneksel Yöntemler | 7 |
| 2.1.1. Çizge Bölmeleme | 7 |
| 2.1.2. Hiyerarşik Gruplama | 8 |
| 2.1.3. Bölütlemeli Kümeleme..... | 8 |
| 2.1.4. Spektral Kümeleme | 8 |
| 2.2. Bölütlemeli Algoritmalar..... | 8 |
| 2.3. Modülerite Esaslı Yöntemler..... | 9 |
| 2.4. Dinamik Algoritmalar | 9 |
| 2.5. Diğer Yöntemler | 9 |
| 3. METASEZGİSEL OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ..... | 10 |
| 3.1. Sosyal Tabanlı Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları..... | 12 |
| 3.1.1. Emperyalist Yarışmacı Algoritması | 13 |
| 3.1.2. Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması | 15 |
| 3.1.3. Sosyal Duygusal Optimizasyon Algoritması..... | 17 |
| 3.1.4. Beyin Fırtınası Optimizasyonu | 17 |
| 3.1.5. Grup Liderleri Optimizasyon Algoritması | 18 |
| 3.1.6. Hiyerarşik Sosyal Algoritma | 19 |
| 3.1.7. İnsan Grup Formasyon Algoritması | 20 |
| 3.1.8. Sosyal Tabanlı Algoritma..... | 20 |
| 4. PARLAMENTER OPTİMİZASYON ALGORİTMASI (POA)..... | 22 |
| 4.1. Popülasyonun Başlatılması | 23 |
| 4.2. Popülasyonun Bölümlendirilmesi | 23 |
| 4.3. Grup-içi Yarışma | 24 |
| 4.4. Gruplar Arası Yarışma | 25 |
| 4.5. Grubun Sonlandırılması | 25 |
| 5. POA İLE SOSYAL AĞLARDA ÇOK AMAÇLI ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ | 27 |
| 6. DENEYSEL SONUÇLAR | 30 |
| 6.1. Yapay Veri Kümesi Üzerinde POA ile Tek Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi..... | 30 |
| 6.2. Yapay Veri Kümesi Üzerinde POA ile Çok Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi..... | 34 |

| | | |
|--------|---|-----------|
| 6.3. | Gerçek Dünya Verileri Üzerinde POA ile Çok Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi..... | 38 |
| 6.3.1. | Zachary's Karate Club Veri Kümesi..... | 38 |
| 6.3.2. | American College Football Veri Kümesi | 41 |
| 6.3.3. | Dolphin Social Network Veri Kümesi | 43 |
| 6.3.4. | Lesmis Veri Kümesi | 46 |
| 7. | SONUÇLAR..... | 49 |
| | KAYNAKLAR..... | 50 |
| | ÖZGEÇMİŞ | 54 |

ÖZET

İnternetin gelişimine paralel olarak, sosyal ağlar birçok farklı disiplinde araştırma konusu olarak cazip hale gelmiştir ve çoğu gerçek sistem karmaşık ağlar ile ifade edilmiştir. Karmaşık ağların en genel özelliği, düğüm gruplarının kendi içerisindeki bağlantıların ağına geri kalanına göre yoğun ilişkiler içinde olduğu topluluk yapılarıdır. Başlıca kümelerin ve topluluk yapılarının belirlenmesi, web çizelgeleri ve biyolojik ağlar gibi karmaşık ağların organizasyonel kurallarının keşfedilmesine izin verir. Genel olarak, toplulukların örtüştüğü görülmektedir. Örtüşme, bir bireyin birden fazla sosyal gruba ait olması durumu olup, sosyal ağların karakteristik özelliklerinden biridir. Son yıllarda, örtüşen topluluk keşfi sosyal ağların uygulama alanlarında çok dikkat çekmektedir. Örtüşen topluluk keşfi problemini çözmek için farklı araç ve teknikler kullanan birçok yöntem önerilmiştir.

Bu tez çalışması, örtüşen topluluk keşfi problemine daha iyi bir çözüm elde etmek amacıyla çok amaçlı sosyal tabanlı metasezgisel optimizasyon algoritması olan Parlamenter Optimizasyon Algoritması (POA) önermektedir. Önerilen algoritma modülerlik ve iç yoğunluk olmak üzere iki amaç fonksiyonunu optimize eder. Yapay ve karmaşık gerçek dünya verileri üzerinde yapılan denemeler çok amaçlı topluluk keşfi algoritmasının, örtüşen topluluk keşfi problemi için faydalı olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Sosyal Ağlar, Örtüşen Topluluk Tespiti, Çok Amaçlı Optimizasyon, Parlamenter Optimizasyon Algoritması.

SUMMARY

Overlapping Community Detection in Social Networks with Multi-Objective Social Based Metaheuristic Optimization Algorithms

Parallel to growth of the Internet, social networks have become more attractive as a research topic in many different disciplines and many real systems can be denoted as a complex network. A common feature of complex network is community structure, groups of nodes in the network that are more densely connected internally than with the rest of the network. Identifying major clusters and community structures allow us to expose organizational principles in complex network such as web graphs and biological networks. Generally, it has been shown that communities are usually overlapping. Overlap is one of the characteristics of social networks, in which a person may belong to more than one social group. In recent years, overlapping community detection has attracted a lot of attention in the area of social networks applications. Many methods have been developed to solve overlapping community detection problem, using different tools and techniques.

This thesis study proposes a multi-objective approach social based metaheuristic algorithm, Parliamentary Optimization Algorithm (POA), with the aim to acquire a better solution to overlapping community detection problems. The proposed algorithm optimized two objective functions, the modularity and internal density. The experimental results on synthetic and real world complex networks show that the multi-objective community detection algorithm provides beneficial method for discovering overlapping community problem.

Key Words: Social Networks, Overlapping Community Detection, Multi-Objective Optimization, Parliamentary Optimization Algorithm.

ŞEKİLLER LİSTESİ

| | <u>Sayfa No</u> |
|------------|---|
| Şekil 1.1. | Üç topluluktan oluşan bir ağ yapısı..... 2 |
| Şekil 2.1. | Örtüşen topluluk yapısı. 7 |
| Şekil 2.2. | Bölümlenen bir çizelge..... 8 |
| Şekil 3.1. | Metasezgisel yöntemler..... 12 |
| Şekil 3.2. | EYA'nın akış şeması 14 |
| Şekil 3.3. | ÖÖTO algoritmasının akış şeması 16 |
| Şekil 3.4. | GLOA'nın başlangıç adımı 19 |
| Şekil 3.5. | İGFA kavramının örneği 20 |
| Şekil 4.1. | Birinci adımda popülasyonun bölümlendirilmesi 24 |
| Şekil 4.2. | Yönelme mekanizması 25 |
| Şekil 4.3. | Birleşen iki grup 25 |
| Şekil 4.4. | POA'nın akış diyagramı..... 26 |
| Şekil 5.1. | Başlangıç popülasyonun gösterimi..... 28 |
| Şekil 6.1. | Tipik bir ağ yapısı 30 |
| Şekil 6.2. | Yapay veri kümesi için POA tarafından bulunan topluluklar 34 |
| Şekil 6.3. | Pajek ortamında oluşturulan yapay ağ 34 |
| Şekil 6.4. | Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesi için POA tarafından bulunan topluluklar 37 |
| Şekil 6.5. | Zachary's Karate Club için POA tarafından bulunan topluluklar 40 |
| Şekil 6.6. | American College Football için POA tarafından bulunan topluluklar..... 43 |
| Şekil 6.7. | Dolphin Social Network için POA tarafından bulunan topluluklar 45 |
| Şekil 6.8. | Lesmis için POA tarafından bulunan topluluklar..... 48 |

TABLULAR LİSTESİ

| | <u>Sayfa No</u> |
|---|-----------------|
| Tablo 3.1. SDOA' nın işlem adımları..... | 17 |
| Tablo 3.2. BFOA'nın işlem adımları..... | 18 |
| Tablo 3.3. STA'nın işlem adımları..... | 21 |
| Tablo 4.1. POA'nın işlem adımları | 23 |
| Tablo 6.1. Tek amaçlı algoritma için oluşturulan başlangıç popülasyonu | 31 |
| Tablo 6.2. Denklem 4.2'deki değişkenlerin değerleri. | 30 |
| Tablo 6.3. Grup-içi yarışma adımındaki parametrelerin değerleri. | 32 |
| Tablo 6.4. Yapay veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri..... | 32 |
| Tablo 6.5. Yapay veri kümesinde grupların güçleri. | 33 |
| Tablo 6.6. Yapay veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri | 33 |
| Tablo 6.7. Yapay veri kümesi için bulunan topluluklar | 34 |
| Tablo 6.8. Çok amaçlı yaklaşım için oluşturulan başlangıç popülasyonu..... | 35 |
| Tablo 6.9. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri..... | 36 |
| Tablo 6.10. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde grupların güçleri | 36 |
| Tablo 6.11. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri..... | 37 |
| Tablo 6.12. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde bulunan topluluklar..... | 38 |
| Tablo 6.13. Zachary's Karate Club veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri..... | 39 |
| Tablo 6.14. Zachary's Karate Club güç değerleri. | 39 |
| Tablo 6.15. Zachary's Karate Club veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri..... | 40 |
| Tablo 6.16. Zachary's Karate Club veri kümesi için bulunan topluluklar | 41 |
| Tablo 6.17. American College Football veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri..... | 41 |
| Tablo 6.18. American College Football güç değerleri. | 42 |
| Tablo 6.19. American College Football veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri... 42 | 42 |
| Tablo 6.20. Dolphin Social Network veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri..... | 44 |
| Tablo 6.21. Dolphin Social Network güç değerleri..... | 44 |
| Tablo 6.22. Dolphin Social Network veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri. | 45 |
| Tablo 6.23. Lesmis veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri. | 46 |
| Tablo 6.24. Lesmis güç değerleri. | 46 |
| Tablo 6.25. Lesmis veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri..... | 47 |

KISALTMALAR

| | |
|-------------|---|
| GA | : Genetik Algoritma |
| POA | : Parlamenter Optimizasyon Algoritması |
| WWW | : World Wide Web |
| EYA | : Emperyalist Yarışmacı Algoritma |
| ÖÖTO | : Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon |
| SDOA | : Sosyal Duygusal Optimizasyon Algoritması |
| BFOA | : Beyin Fırtınası Optimizasyonu Algoritması |
| GLOA | : Grup Liderleri Optimizasyon Algoritması |
| HSA | : Hiyerarşik Sosyal Algoritma |
| İGFA | : İnsan Grup Formasyon Algoritması |
| STA | : Sosyal Tabanlı Algoritma |

SEMBOLLER LİSTESİ

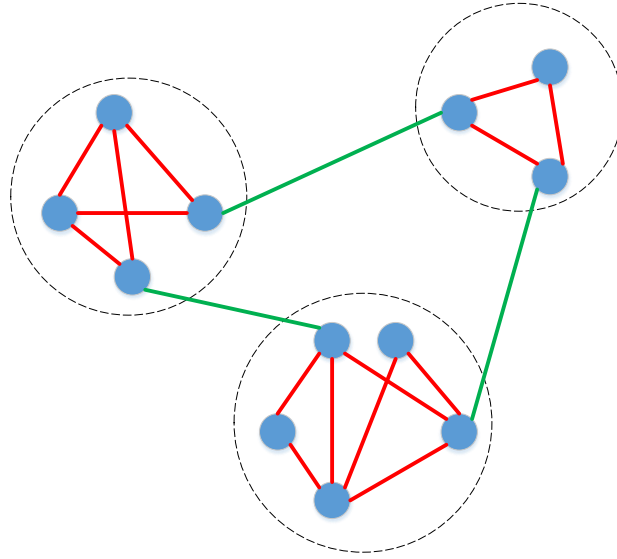
| | |
|------------|---|
| L | : Birey sayısı |
| M | : Grup sayısı |
| $ort(Q_i)$ | : Aday üyelerin ortalaması |
| $ort(R_i)$ | : Asil üyelerin ortalaması |
| p' | : Asil üyelerin yönelme sonrası yeni değeri |
| p_0 | : Asil üyenin yönelme öncesi değeri |
| $power^i$ | : i . grubun gücü |
| Q_i | : Adaylar vektörü |
| R^i | : Asiller vektörü |

1. GİRİŞ

Günlük hayatın koşturmacası içerisinde farkında olmasak da içinde bulunduğumuz evren üzerinde çeşitli ağ yapıları ile bulunmaktadır. Maddelerin atomları arasındaki bağlardan oluşan yapılar, güneş sisteminin kendisi, vücudumuzun tüm organlarının belirli bir düzen içerisinde çalışmasını sağlayan biyolojik ağ yapıları, canlılar ve çevre arasındaki ekolojik ağlar, toplumsal ve kültürel ağ yapıları, karayolu, demiryolu veya havayolu ağları, elektrik dağıtım ağı ve en karmaşık ağlardan biri olan internet ağı bu yapılara örnek olarak verilebilir ve bu örnekleri daha da çoğaltmak mümkündür. Son yıllarda yapılan araştırmalarda büyük bir öneme sahip olan karmaşık ağlar, gerçek dünyada mühendislik ve bilimin farklı alanlarında birçok sistemin modellenmesinde etkin bir biçimde kullanılmaktadır. Genellikle nesnelerin düğümler, nesneler arasındaki ilişkilerin ise bağlantılar şeklinde gösterildiği karmaşık ağlar, fizik, matematik, biyoloji ve sosyoloji gibi birçok alanda ilgi çekmektedir [1]. Ağ kavramının bu kadar çok kullanılması ağları oluşturan yapıların incelenip analiz edilmesi konusunun beraberinde getirmiştir. Ağları oluşturan düğümlerin ya da elemanların ve bunlar arasındaki ilişki ya da etkileşimlerin incelenmesi karmaşık ağ analizi konusunu oluşturmaktadır. Bilgisayarların gelişimi ile birlikte ağ analizi, araştırmacılara büyük ağlarla ilgili veriler elde etmeyi ve bu verilerin analizi olanağını sunmuştur.

Karmaşık ağ analizi günümüzde pek çok alanda kullanılmakta olup bunların basında birey ve sosyal grup yapılarının ve davranışlarının incelenmesi (bileşenlerine ayırma, kümeleme, ilişkilerin belirlenmesi), elektronik ticaret ve çevrimiçi reklamcılık (müşteri profilinin çıkarılması ve eğilim analizi, kişiye özel reklamcılık ve teklif sunma), fiziki yapıların analizi (ulaşım, tesisat, altyapı) ve büyük veri kümelerinin analizi (medya takibi, akademik yayın analizi, genetik araştırmalar) gelmektedir [2]. Ağ analizi ile ilgili en güncel konu ağlardaki topluluklar ve toplulukların keşfedilmesidir. Ağlarda topluluklarının tespit edilmesi biyoloji, sosyal bilimler, fizik, kimya, mühendislik gibi birçok farklı alanda uygulanmaktadır. Örneğin; biyolojik topluluklarının keşfi ile proteinlerin işlevsel birimleri bulunabilir [3] ya da proteinlerin fonksiyonları tahmin edilebilir [4]. Sosyolojide, topluluk yapısı, ilişkili ağlarda bulaşıcı hastalıklara yönelik aşılama müdahaleleri [5] ve sosyal ağlarda virüslere ait yayılımların anlaşılması [6] göz önüne alındığında önemli bir topolojik özelliktir.

Topluluk keşfinde önemli bir nokta düğümlerin buldukları grup içindeki yapılarına bakılarak sınıflandırılabilmesi ve grupların ortaya çıkarılabilmesidir. Sosyal ağ yapısı içerisindeki bir düğüm kümesi, dışarıya olan bağlantı sayısına göre kendi içinde daha fazla sayıda bağ içeriyor ise bu düğüm kümesi bir topluluk olarak nitelendirilir. Küme ya da modül olarak da isimlendirilen topluluklar, genellikle ağlarda ortak özellikler paylaşan ve benzer görevler yapan düğüm gruplarıdır [7]. Toplulukların şematik olarak gösterildiği bir ağ Şekil 1.1’de verilmiştir.



Şekil 1.1. Üç topluluktan oluşan bir ağ yapısı

Topluluk tespitinde kullanılan yaklaşımların büyük çoğunluğunun temelinde, gruplar arası bağların ayrılması fikri yatmaktadır. Gerçek ağ yapılarında karşılaşılan en büyük sorun ise, düğümlerin birden fazla gruba ait olabilme ihtimali olarak adlandırılan örtüşme (overlapping) durumudur. Fakat birçok algoritma yapılan işlemlerin karmaşıklığından dolayı genellikle düğümleri bir gruba dâhil eder, örtüşme durumunun göz ardı eder [8]. Bu gruplandırma karmaşık ağların yapısı ile ilgili gerçek bilgilerin elde edilmesine izin vermez [9].

Karmaşık ağlarda örtüşen toplulukları keşfetmek için birçok algoritma bulunmaktadır. CPM [10], algoritmalarından en yaygın kullanılanıdır. Ancak CPM gerçek ağlar için yeterince esnek değildir. Ağ çok yoğun olduğunda CPM büyük klik toplulukları bulurken, ağ seyrek olduğunda klik bulmaz. Bu yüzden CPM büyük ölçüde ağın özelliklerine bağlıdır.

GA-Net+ [11], örtüşen toplulukları benimsemek için Genetik Algoritma (GA) kullanır. Yöntem düğüm grafiğini çizgi grafiğine dönüştürür. Çizgi grafiğindeki düğümler düğüm grafiğindeki kenarları gösterirken, kenarlar düğüm grafiğindeki kenarların komşuluk ilişkilerini gösterir. Çizgi grafiği daha sonra genetik algoritmaya giriş olarak verilir ve her bir adımda çizgi grafiği uygunluk elde etmek için düğüm grafiğine dönüştürülür.

Topluluk keşfi için yapılan en yaygın diğer çalışmalar; ağ topluluklarının tespiti [12], ağlarda örtüşen toplulukların tespiti [13] ve örtüşen toplulukları hızlı belirleyen algoritma [14].

Sosyal ağlarda topluluk keşfi için kullanılacak diğer bir yöntem ise optimizasyon algoritmalarıdır. Optimizasyon bir problemin en iyi çözümünü elde etme işlemidir. Metasezgisel optimizasyon algoritmaları ise günlük hayatta sıklıkla kullanılan sezgisel optimizasyon algoritmaları üzerinde çalışan bir karar mekanizmasıdır. Örneğin; bir yerden başka bir yere giderken yön duygusuna dayanarak ve yolun nereye çıkacağını hiç bilmeden hareket etmek ve yol ayrımlarında seçim yapmak sezgisel bir yaklaşımdır. Bir problem için 3 tane farklı açıdan avantajlı sezgisel algoritma olduğunda bu yöntemlerden hangisinin seçileceğine karar veren yapı metasezgisel algoritmalarıdır.

1.1. Tez Çalışmasının Amacı

Sosyal ağlarda örtüşen topluluk keşfi problemi ile ilgili yapılan araştırmalar sonucunda topluluk keşfi ile ilgili daha önce geliştirilen algoritmaların birçoğunun tek bir amaç kullanarak bu problemi çözdüğü görülmüştür. Aynı zamanda yapılan araştırmalarda yeni keşfedilen ve önerilen sosyal tabanlı birçok algoritma olduğu belirlenmiştir. Bu algoritmalarından biri Parolamentar Optimizasyon Algoritması (POA)'dır. Tez çalışması kapsamında henüz yeni önerilen POA kullanılmıştır. Belirtilen algoritma daha önce sosyal ağlarda örtüşen topluluk keşfi problemi için kullanılmamıştır. Algoritma, ilk kez bu tez çalışmasında hem tek amaç hem de çok amaç fonksiyonu kullanılarak sosyal ağlarda örtüşen yani bir topluluk üyesinin başka bir topluluğa da dahil olabilmesi özelliğine sahip toplulukların keşfi problemine uygulanmıştır. Geliştirilen yeni yöntem ile öncelikle tek bir amaç fonksiyonu kullanılarak sosyal ağların modülerliği sağlanmıştır. Önerilen yöntem yapay veri kümesi üzerinde test edilmiştir. Ardından yöntemde ağdaki topluluklarda iç yoğunluğu optimize eden yeni bir amaç fonksiyonu eklenerek geliştirilen tek amaçlı algoritma çok amaçlı biçime getirilmiştir. Böylelikle POA ve çok amaçlı optimizasyonu

birlikte kullanarak sosyal ağlarda örtüşen topluluk keşfi problemi için önerilen ilk algoritma geliştirilmiştir.

POA, gerçek hayattaki parlamento seçimlerini simüle etmektedir. Algoritmadaki optimizasyon işlemi, ilk olarak birey popülasyonunun oluşturulmasıyla başlar. Bu bireyler parlamentonun üyeleri olarak kabul edilir. Bir sonraki adımda, popülasyon bazı politik gruplar arasında dağıtılır ve yüksek uygunluktaki sabit sayıdaki üyeler grup adayı olarak seçilir. Grubun asil üyeleri aday üyelere doğru yönelirler ve yönelim işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri yeniden hesaplanır. Hesaplanan yeni aday ve asil üyeler grupların güçlerinin hesaplanması için kullanılır. Güçlü gruplar güçlerini birleştirmek için birleşirken, zayıf gruplar ise güç değerini azalmasını engellemek için silinir. Algoritmanın bitim şartı sağlandığında popülasyonda bulunan en iyi birey optimizasyon probleminin çözümü kabul edilir.

1.2. Tezin Çalışmasının Kapsamı

Tez çalışmasının temel konusu olan topluluk keşfi ve örtüşen topluluk keşfi kavramları ile ilgili literatürde yer alan algoritmalara, çalışmanın ikinci bölümünde yer verilmiştir. Ardından optimizasyon yöntemleri ve sosyal tabanlı metasezgisel optimizasyon algoritmaları üçüncü bölümün konularını oluşturmaktadır. Tez çalışmasında kullanılan POA ise dördüncü bölümde detaylı bir biçimde açıklanacaktır. Çalışmanın beşinci bölümünde POA'nın sosyal ağlarda topluluk keşfi problemine uygulanması sırasında verinin temsil edilme biçimi ve ağlardan kullanılan farklı amaç fonksiyonları formülize edilmiştir. Çalışmanın son bölümünde önerilen çok amaçlı algoritma yapay ve gerçek dünya verileri üzerinde test edilerek algoritmanın etkinliği test edilmiştir. Yapay veri aynı zamanda, tez çalışma sürecinin ilk dönemlerinde gerçekleştirilen ve POA'nın tek bir amaç kullanarak sosyal ağlarda örtüşen topluluk tespiti için test edilmiştir, deneysel sonuçlar kısmında bu değerlendirilmeye de yer verilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde tez çalışmasının temelini oluşturan topluluk yapıları ve daha önce önerilen temel yöntemler hakkında bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde, metasezgisel optimizasyon yöntemleri ve son yıllarda önerilen güncel algoritmalar detaylı olarak sunulmuştur. Dördüncü ve beşinci bölümde sırasıyla POA ve bu algoritmanın örtüşen topluluk keşfi problemine uyarlanma biçimi verilmiştir. Altıncı bölümde, önerilen algoritma yapay ve gerçek dünya verileri üzerinde test edilerek sonuçları sunulmuştur.

2. SOSYAL AĞLARDA ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ

Karmaşık ağların büyük bir kısmı ağ olarak gösterilir. Örneğin; World Wide Web (WWW) birbirine bağlı web sayfalarından oluşan bir ağdır, sosyal ağlar insanların düğüm, aralarındaki bağlantıların ise ayrıtlar ile gösterildiği ağlardır, aynı şekilde biyolojik ağlar ise biyokimyasal moleküllerin düğüm, aralarındaki bağlantıların da ayrıtlar ile ifade edildiği ağlardır. Son yıllarda yapılan çalışmaların çoğu, sistem davranışları ve dinamikleri üzerinde ağ topolojisinin etkilerinin ve ağ organizasyonu ve gelişiminin anlaşılmasına odaklıdır. Topluluk yapılarının bulunması da karmaşık ağ yapılarının anlaşılması için önemli diğer bir adımdır.

Bir ağdaki topluluklar, gruplar arasındaki bağlantıların seyrek ve grup içindeki bağlantıların ise sık olduğu düğüm grupları olarak tanımlanır. Bir başka tanımla ile topluluk sıklıkla iletişim halinde olan bireylerin birlikteliğidir. Bu nedenle topluluklar çoğunlukla ortak özellikler paylaşan ve etkileşim içinde benzer roller oynayan düğümlerin gruplarıdır [15].

Ağ yapıları içerisindeki topluluklar bize bireylerin ortak ilgi alanları, çalışma konuları, eğilimleri, benzerlikleri vb. hakkında somut bir fikir sunmaktadır. Gerçek ağlarda ağ yapısı homojen değildir. Belirli bir alanda yoğunlaşan, kümeleşen ve topluluk olarak adlandırdığımız yapılar muhtemelen aynı özelliği paylaşan ve/veya benzer rolü bulunan düğüm kümeleridir [7].

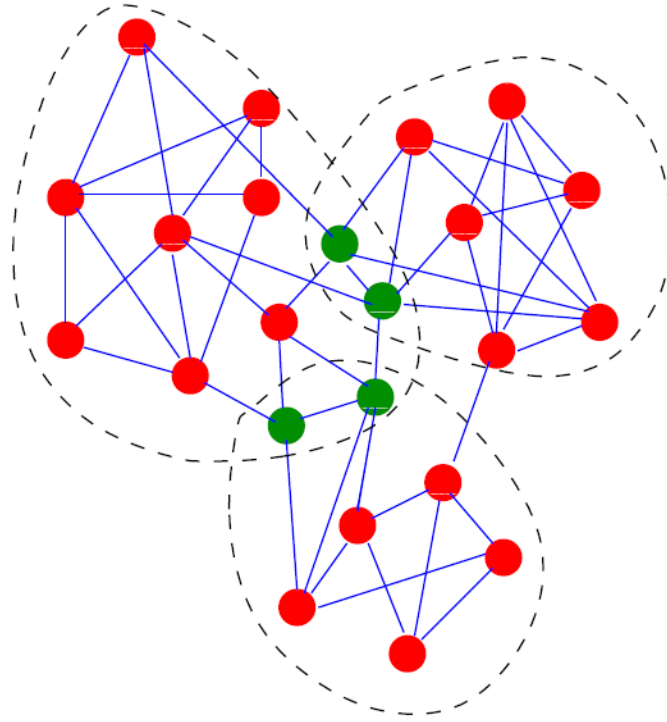
Topluluklar birçok somut uygulama alanına sahiptir. Örneğin; birbirine benzer ilgi alanları olan ya da coğrafi olarak birbirine yakın olan web istemcilerinin kümelenmesi, her bir istemci kümesine aynı sunucuların atanması ile WWW üzerinde servis performansının artmasını sağlar [16]. Birbirine benzer ilgi alanları olan müşterilerin topluluğunun belirlenmesi çevrimiçi alışveriş sistemlerinde müşteri ve satıcı arasında etkili bir tavsiye sisteminin oluşturulmasını sağlar [17].

Gerçek dünyadaki karmaşık ağlarda hiyerarşik organizasyonların planlanması toplulukların belirlenmesi ile mümkündür. Gerçek ağlar genellikle küçük topluluklardan oluşan topluluklar içerir. İnsan vücudu hiyerarşik organizasyonun en somut örneğidir. Vücut organlardan, organlardan dokulardan, dokular ise hücrelerden oluşur. Hiyerarşik yapıya diğer bir örnek ise iş firmalarıdır. Orta seviyede çalışma gruplarından oluşan iş firmaları, işçilerden organizasyon başkanına doğru genişleyen bir piramit gibi düşünülebilir.

Ağlardaki toplulukları keşfetmenin amacı, yalnızca ağ topolojisinin kodlanmış bilgisini kullanarak modülleri ve onların hiyerarşik organizasyonunu tanımlamaktır. Topluluk keşfinde en sık başvurulan tanımlama, grubun içindeki ayrıt sayısının dışarıya olan bağlantı sayısından fazla olması gerektiği varsayımdır. Bu noktadan hareketle tanımlanmış olan “cut-size” parametresi, söz konusu topluluğu çizgenin geri kalanına bağlayan ayrıt sayısı olarak adlandırılmaktadır. İyi bir topluluğun cut-size değerinin düşük olması beklenir.

Bir başka tanımlama olan “düğüm benzerliği” (vertex similarity) ise düğümlerin bir uzay düzleme yerleştirildiklerinde, aralarında kalan mesafenin bir benzerlik ölçütü olarak ele alınmasıdır. Klasik gruplama yöntemleri sıklıkla bu yaklaşımdan faydalanmaktadır. Düğümler bir uzay düzleme yerleştirilemiyor ise, bu durumda komşuluk matrisi (adjacency matrix) kullanılabilir. Komşuları aynı ise kendileri komşu olmasalar bile benzerdirler denilebilir. Bunun dışında iki düğüm arasındaki bağımsız yolların sayısının ölçülmesi, en kısa yolun mesafesi veya rastgele yürüyüş gibi yöntemlerle de düğümler arası benzerlikler saptanabilir [2, 18].

Topluluk yapılarının keşfi ile ilgili yapılan ilk çalışmalar bir düğümün yalnızca bir topluluğa ait olabileceği fikrini ortaya koymuşken, gerçekte ağlar düğümlerin birden çok topluluğa ait olduğu farklı ilişkilerden oluşmaktadır ve bu yapı örtüşme olarak tanımlanmaktadır. Örneğin; insan ilişkilerinde, iki insan arasında aile, arkadaşlık ve meslektaşlık ilişkileri olabilir. Bu nedenle örtüşen toplulukların keşfedilmesi gerçek sosyal ağların analizi için önemli bir konudur. Şekil 2.1’de 3 farklı topluluktan oluşan bir ağ verilmiştir. Ağ içerisinde 4 düğüm birden fazla topluluğa dahil olmuştur, bu durum ağlarda örtüşen topluluk yapısını göstermektedir.



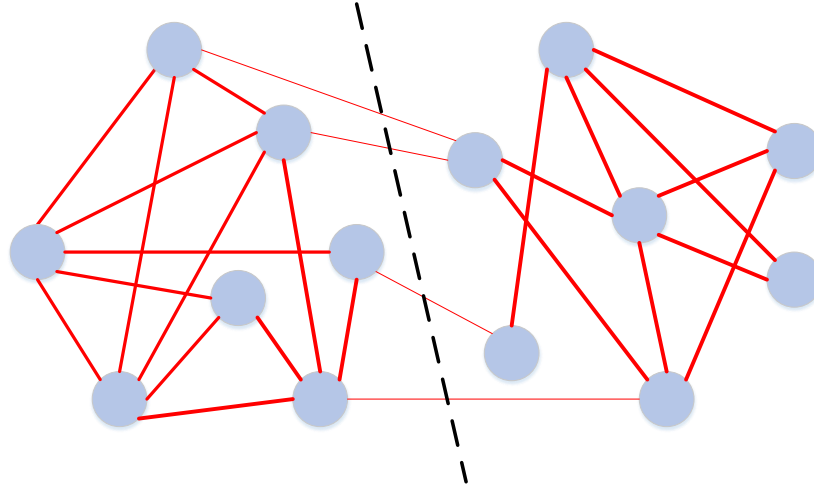
Şekil 2.1. Örtüşen topluluk yapısı

Topluluk ve modüler yapı sistemlerin fonksiyonelliğini hesaplamak için kullanıldığından gerçek dünyadaki sosyal ağların önemli bir özelliği olarak kabul edilir. Toplulukların tespiti konusunda birçok belirsizlik olmasına rağmen etkili ve verimli topluluk keşif yöntemleri geliştirilmiştir.

2.1. Geleneksel Yöntemler

2.1.1. Çizge Bölmeleme

Düğümün, sayısı önceden belirlenmiş olan k adet gruba, gruplar arası ayrıt sayısı minimum olacak şekilde bölünmesidir. Ancak sosyal ağ yapılarında mevcut grup sayısı önceden bilinmediğinde sosyal ağ analizi için uygun bir yaklaşım değildir. En önemli algoritmaları Iterative Bisectioning [19], Kernighan- Lin [20], Max- Flow Min-Cut Theorem' dir [21]. Şekil 2.2 gruplar arası ayrıt sayısının minimum olduğu $k=2$ için bölümlenen bir çizgeyi göstermektedir.



Şekil 2.2. Bölümlenen bir çizelge

2.1.2. Hiyerarşik Gruplama

Sosyal ağlar genellikle iç içe hiyerarşik bir yapıda bulunan gruplar içerirler. Benzer olan düğümlerin birleştirilmesi ve grup yapılması ve düşük benzerlikli düğümlerin silinerek grupların bölünmesi fikri üzerine kurulu bir yöntemdir. Sonuçlar tamamen belirlenecek olan benzerlik ölçütüne bağlı olarak değişkenlik gösterecektir [7].

2.1.3. Bölütlemeli Kümeleme

Burada da grup sayısı olan k önceden belirlenir ve her düğüm uzayda bir nokta olarak ele alınır. Amaç, verilen bir fonksiyona göre aralarındaki mesafeye bağlı olarak merkeze olan uzaklıklarına göre noktaları k gruba ayırmaktır. En çok kullanılan fonksiyonlar ise Minimum k -clustering, k -center, k -median, ve k -means [22]'dir. Burada da dezavantaj, grup sayısının önceden bilinmesi ihtiyacıdır [7].

2.1.4. Spektral Kümeleme

Spektral kümeleme S gibi bir öz vektör ya da ondan üretilen diğer matrisleri kullanarak kümeler halinde bölümlene yapan birçok teknik ve metot içerir. Bu yöntemde önce benzerlik matrisinin öz vektörleri alınır ve daha sonra k -means [22] gibi bir fonksiyon ile gruplara ayrılır. En çok kullanılan matris Laplace matrisidir. Bu yaklaşım sayesinde öz vektörlerin bileşenlerinden çizgede kaç adet grubun bulunduğu öğrenilebilir.

2.2. Bölütlemeli Algoritmalar

Çizge içindeki grupları birbirine bağlayan ayrıtları bulup silmek ve böylece grupları ayrıklaştırıp ortaya çıkarmayı amaçlayan bir yöntemdir. Önemli olan nokta ise bu grupları bağlayan ayrıtların nasıl tespit edileceğidir. En popüler algoritması Girvan-Newman

algoritmasıdır [23]. Burada ayrıt merkezizeti (edge centrality) olarak adlandırılan bir ölçüte bağlı olarak ayrıtlar seçilir. Tüm ayrıtlar için merkezilik değeri hesaplanır. En yüksek merkezilik değerine sahip ayrıt silinir. Tekrar birinci adım gerçekleştirilir ve en yüksek değere sahip ayrıt silinerek bu şekilde işlem devam eder. Ayrıt merkezizeti kıstası dışında ayrıt bitişikliği (edge betweenness), rastgele yürüyüş ayrıt bitişikliği (random walk edge betweenness) ve akım akısı bitişikliği (current flow betweenness) gibi kıstaslar da kullanılmaktadır [7].

2.3. Modülerite Esaslı Yöntemler

Modülerite çizge analizinde en çok bilinen ve kullanılan kalite fonksiyonudur. Her ne kadar tam olarak ispatlanamamış olsa da yüksek modülerite değerinin iyi grupları işaret ettiği kabul edilmektedir [7]. Eğer bir çizge aynı boyuttaki ve derecedeki bir rastgele çizgeye göre daha yüksek modülerite değerine sahipse o çizgenin grup yapısına sahip olduğu kabul edilir. Ancak modülerite değerinin yüksek çıkması her zaman grup yapısı bulunduğu anlamına gelmeyebilir. Bazı rassal çizgelerde de grup yapısı olmamasına karşın yüksek modülerite değerleri ile karşılaşılabilir. Modülerite fonksiyonunun iyileştirilmesi NP-Complete bir problem olduğundan doğrusal bir zamanda çözümü yoktur. Ancak çeşitli yakınsamalar ile başarılı sonuçlar elde eden algoritmalar geliştirilmiştir [24, 25]. Çizge üzerinde yapılan değişiklikler kümesi içerisinde kalite fonksiyonunu en yüksek olarak iyileştiren değişiklik yapılır. Bu işlem bir birleştirme, ayrılma veya ayrıt silme olabilir.

2.4. Dinamik Algoritmalar

Dinamik algoritmalar içerisinde toplulukları keşfetmek için en yaygın kullanılan yöntem rastgele yürüyücü modelidir. Bu yöntemde çizge içerisindeki bağlantılar yüksek yoğunluğa sahip ise rastgele yürüyücü topluluk içerisinde uzun süre kalır, söz konusu mantığa göre çizge güçlü topluluklardan oluşmaktadır [7].

2.5. Diğer Yöntemler

Yukarıda bahsedilen ve sıklıkla kullanılan yöntemlerin dışında istatistiksel çıkarıma dayanan (Bayes vb.) yöntemler [26, 27], düğümleri etiketleyen ve her bir iterasyonda komşuları tarafından en çok paylaşılan etiketi alan ve bu şekilde grupları ayıran yöntemler [7], klik filtreleme yöntemleri [28, 29], örtüşme ile mücadele eden yöntemler [13,30] ve çok çözünürlüklü yöntemler mevcuttur [31, 32].

3. METASEZGİSEL OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİ

Belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem, optimizasyon problemi olarak adlandırılabilir. Optimizasyon ise en iyileme anlamına gelmektedir. Bir problem için, verilen şartlar altında tüm çözümler arasından en iyi çözümü elde etme işidir. Yani, sezgisel algoritmalar yakınsama özelliğine sahiptir, fakat kesin çözümü garanti edememektedir. Bu durum ise kesin çözümün yakınlarında bir çözüm vermektedir.

Sezgisel algoritmalara ihtiyaç duyulmasının nedeni aşağıda verildiği gibidir:

- Optimizasyon problemi kesin çözümü bulma işleminin tanımlanamadığı bir yapıya sahip olabilir.
- Anlaşılabilirlik açısından sezgisel algoritmalar karar verici açısından çok daha basit olabilir.
- Sezgisel algoritmalar, öğrenme amaçlı ve kesin çözümü bulma işleminin bir parçası olarak kullanılabilir.
- Matematik formülleriyle yapılan tanımlamalarda genellikle gerçek dünya problemlerinin en zor tarafları (hangi amaçlar ve hangi sınırlamalar kullanılmalı, hangi alternatifler test edilmeli, problem verisi nasıl toplanmalı) ihmal edilir. Model parametrelerini belirleme aşamasında kullanılan verinin hatalı olması, sezgisel yaklaşımın üretebileceği alt optimal çözümden daha büyük hatalara sebep olabilir [33].

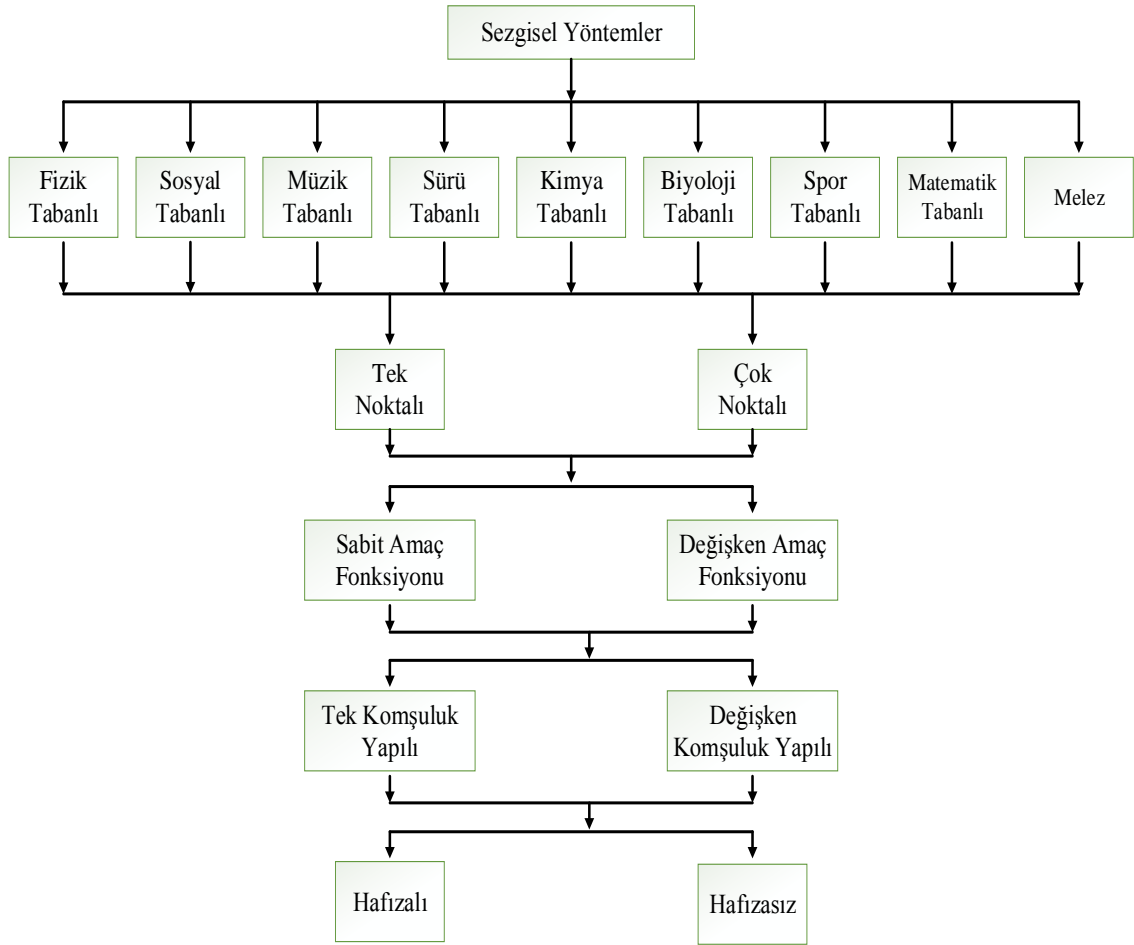
Metasezgisel optimizasyon algoritmaları ise günlük hayatta sıklıkla kullanılan sezgisel optimizasyon algoritmaları üzerinde çalışan bir karar mekanizmasıdır. Metasezgisel algoritmalar basit bir yaklaşımı, arama ya da optimizasyon problemlerinin çözüm tekniği olarak kullanan algoritmalar ve son yıllarda gittikçe güçlenmekte ve her geçen gün biraz daha popüler olmaktadır. Bunların nedeni şu şekilde özetlenebilir:

- a. Eş zamanlı olarak, farklı tipte karar değişkenleri, amaç fonksiyonları ve sınırlayıcıların olması durumunda probleme uygulanabilecek genel çözüm stratejileri sunmaktadırlar. Çözüm stratejileri amaç fonksiyonu ve sınırlayıcıların tipine ve problemi modellemede kullanılan değişkenlerin tipine bağlı değildir.
- b. Çözüm uzayı tipine, karar değişken sayısına ve sınırlayıcı sayısına bağlı değildir.

- c. Sistemin modeli ve amaç fonksiyonu için kurulması zor olan ve bazen de kurulup ta çözüm zamanı maliyeti çok yüksek olduğundan kullanılmayan çok iyi tanımlanmış matematiksel modellere ihtiyaç duymamaktadır.
- d. Hesaplama güçleri iyidir, yani aşırı derecede hesaplama zamanına ihtiyaç duymazlar.
- e. Dönüşümleri ve uyarlanmaları kolaydır.
- f. Büyük ölçekli kombinyonal ve doğrusal olmayan problemlerde etkili sonuçlar vermektedir.
- g. Klasik algoritmalarındaki gibi verilen bir probleme bir çözüm algoritması uyarlamada geçerliliğinin onaylanması zor olabilen bazı varsayımları gerektirmemektedir.
- h. Klasik algoritmalarındaki gibi, ilgilenilen problem üzerinde değişiklik gerektirmemektedir. Farklı türdeki problemleri çözmek için kendilerini uyarlarlar.

Bu avantajlarından dolayı metasezgisel algoritmalar; yönetim bilimi, mühendislik, bilgisayar gibi birçok farklı alanda yoğun olarak kullanılmakta ve yeni versiyonları önerilmektedir.

Genel amaçlı metasezgisel yöntemler Şekil 3.1'de gösterildiği gibi, biyolojik tabanlı (evrimsel algoritmalar, karınca koloni algoritması, arı koloni algoritması, yapay bağışıklık algoritmaları, ateşböceği algoritması, enzim algoritması, fidan gelişim algoritması, istilacı yabancı ot optimizasyonu, maymun arama algoritması, bakteriyel yem arama algoritması), fizik tabanlı (çok noktalı ısı işlem algoritması, elektromanyetizma algoritması, parçacık çarpışma algoritması, büyük patlama - büyük çökme algoritması), sürü tabanlı (parçacık sürü optimizasyonu, karınca koloni optimizasyonu, arı koloni optimizasyonu), sosyal tabanlı (çok noktalı tabu araştırma algoritması, emperyalist yarışmacı algoritma, parlamenter optimizasyon algoritması), müzik tabanlı (armoni arama), spor tabanlı (lig şampiyonası algoritması), kimya tabanlı yöntemler (yapay kimyasal reaksiyon optimizasyon algoritması), matematik tabanlı (matheuristic ve baz algoritması) olmak üzere sekiz farklı grupta değerlendirilmektedir. Ayrıca bunların birleşimi olan melez yöntemler de bulunmaktadır.



Şekil 3.1. Metasezgisel yöntemler

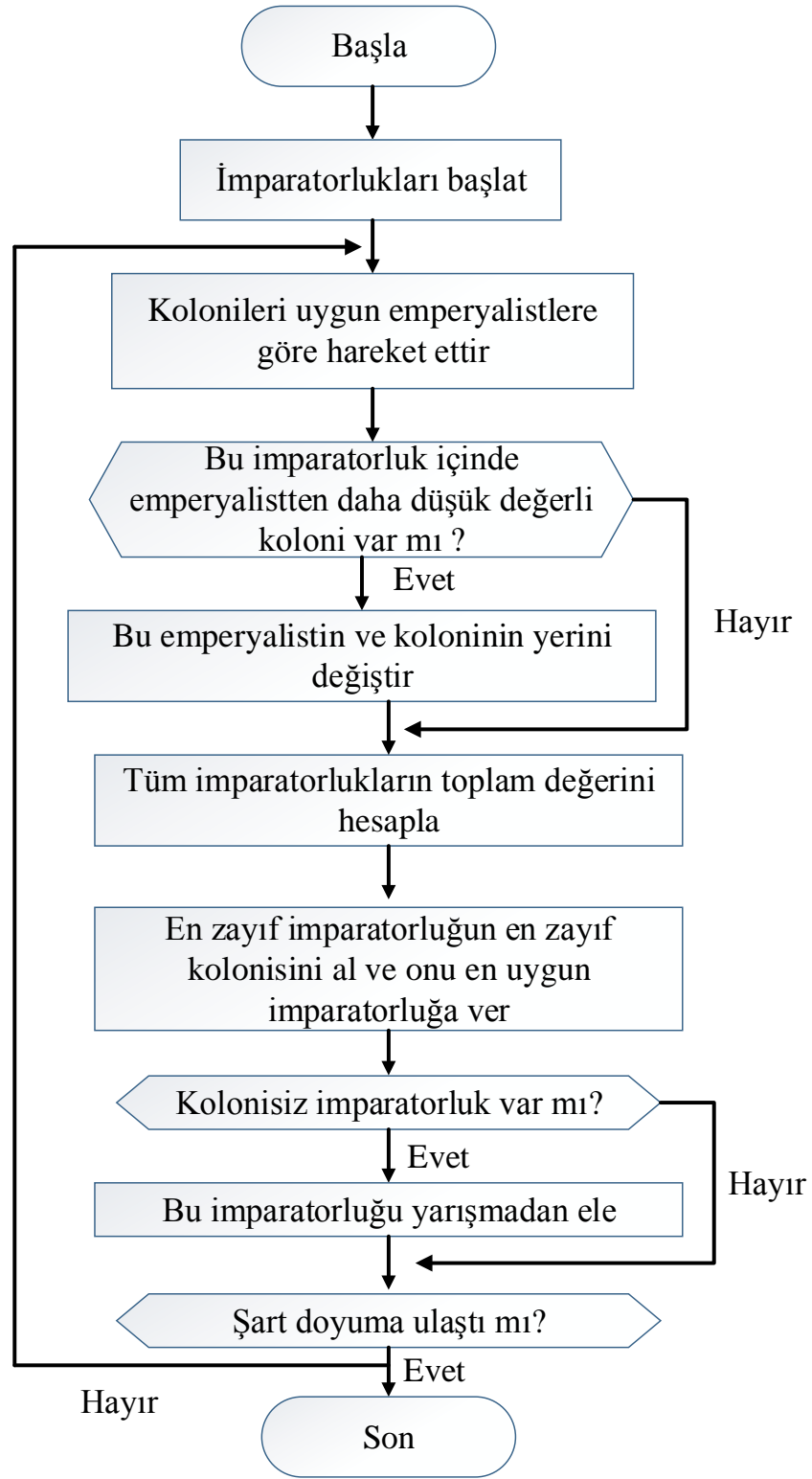
Her ne kadar literatüre kazandırılmış çok başarılı algoritmalar ve teknikler geliştirilmiş olsa da; bilimsel alanda sürekli iyileşme ve daima daha iyiyi arama felsefesi altında yeni tekniklerin tasarlanması, geliştirilmesi ve uygulanması önemli bir görevdir. Ayrıca tüm problemler için en iyi sonucu veren algoritma henüz tasarlanmadığından sürekli, yeni metasezgisel algoritmalar önerilmekte ya da var olanların daha etkili çalışması için önerilen sunulmaktadır. Son yıllarda bu bilinçle araştırmacılar, yeni metasezgisel yöntemleri başarılı bir şekilde literatüre kazandırmışlar ve başarılı uygulamalar gerçekleştirmişlerdir.

3.1. Sosyal Tabanlı Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları

Literatürde yeni önerilen birçok sosyal tabanlı sezgisel optimizasyon algoritması bulunmaktadır. Bunlardan en bilineni ve uygulaması en çok yapılanı tabu arama algoritmasıdır. Yakın zamanda ise diğerleri önerilmiştir.

3.1.1. Emperyalist Yarışmacı Algoritma

Benzer evrimsel algoritmalar gibi Emperyalist Yarışmacı Algoritması (EYA) da bir başlangıç popülasyonunun oluşturulması ile algoritmaya başlar. Başlangıç popülasyonundaki en iyi ülkelerin birkaçı emperyalist olmak için seçilir ve kalan bireyler emperyalistlerin kolonisi olur. Belirlenen kolonilerin hepsi emperyalist devletler arasında dağıtılır. Kolonilerin emperyalist devletler arasında dağıtılmasından sonra, koloniler uygun emperyalistlere doğru yönelmeye başlarlar. İmparatorlukların güçleri emperyalistin ve emperyaliste verilen kolonilerinin gücüne bağlıdır. Emperyalistler arasında başlayan yarış ile algoritma süreci devam eder. Gücünü artıramayan ya da başarılı olamayan emperyalist yarıştan elenir. Yarış sırasında güçlü imparatorluklar var olan güçlerini artırırken zayıf imparatorlukların gücü azalarak yıkılmaya doğru ilerler. Yarış tek bir imparatorluk kalana kadar devam eder ve algoritma sonucunda diğer ülkeler kalan imparatorluğun bir kolonisi haline gelir. Yarış sonunda oluşan ideal dünyada koloniler ve emperyalistler aynı konuma ve güce sahip olacaktır [34]. Şekil 3.2’de algoritmanın akış şeması görülmektedir.



Şekil 3.2. EYA'nın akış şeması

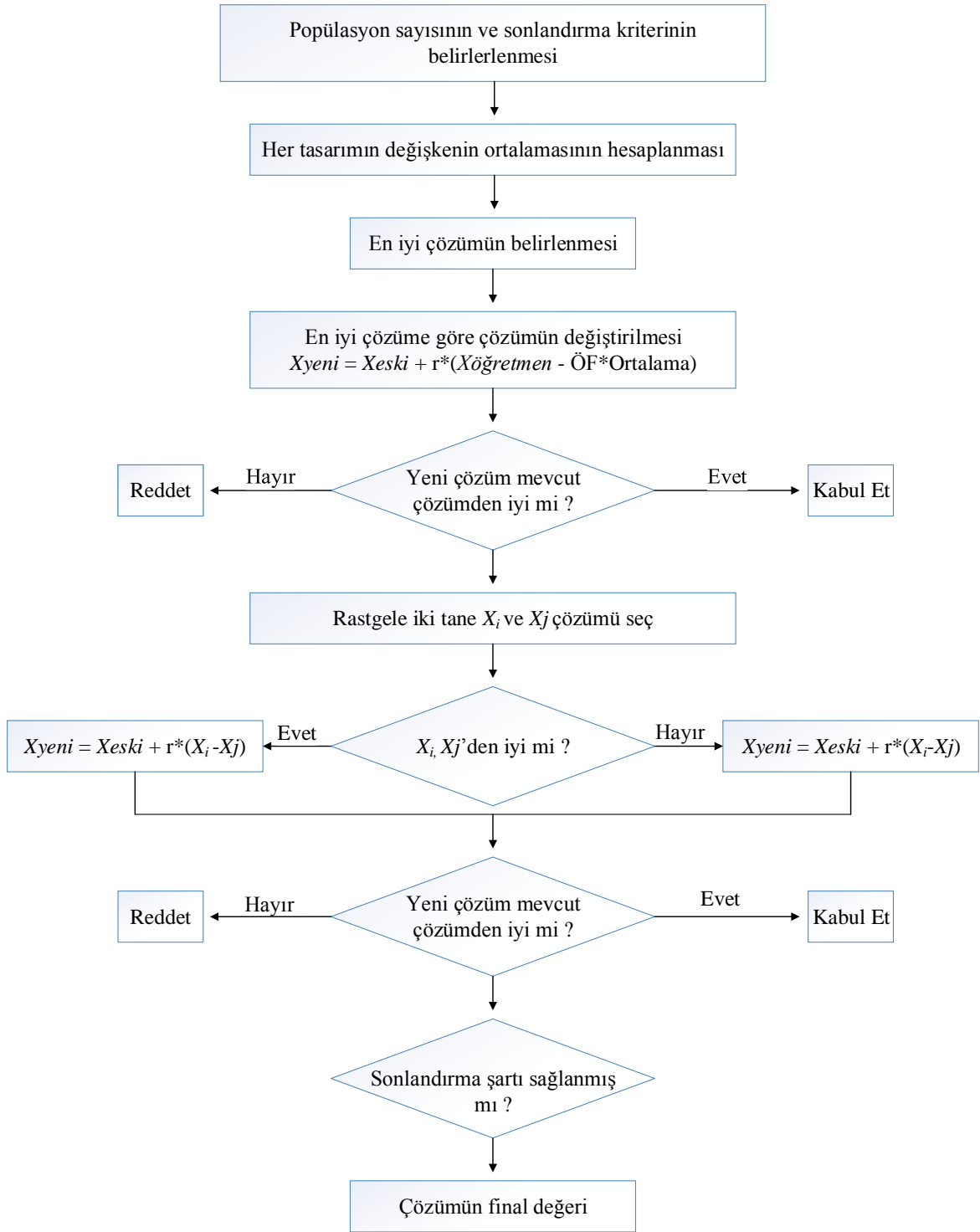
3.1.2. Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması

Son zamanlarda geliştirilen metasezgisel optimizasyon algoritmalarından bir diğeri ise Öğretme Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (ÖÖTO) Algoritmasıdır [35]. ÖÖTO, bir sınıfta öğretmenin öğrenciler üzerindeki etkisine göre çalışan bir algoritmadır. Algoritma bir sınıftaki öğretmen ve öğrencilerin, öğretme ve öğrenme yeteneklerini tanımlar. Öğretmen ve öğrenci bu algoritmanın iki önemli bileşenidir.

Algoritmada öğrencilerin olduğu grup popülasyon olarak kabul edilir ve öğrencilere sunulan farklı konular ise optimizasyon probleminin farklı tasarım değişkenleri olarak kabul edilir. Bir öğrencinin sonucu optimizasyon probleminin uygunluk değerine benzerdir. Tüm popülasyon içinde en iyi çözüm öğretmen olarak kabul edilir. Tasarım değişkeni olarak kullanılan terimler verilen optimizasyon probleminin uygunluk fonksiyonunda yer alan parametre olarak gösterilir ve en iyi çözüm uygunluk fonksiyonun en iyi değeridir. ÖÖTO algoritmasının çalışma süreci Öğretme Süreci ve Öğrenme Süreci olmak üzere iki durumdan oluşmaktadır.

Öğretme Süreci'nde öğretmen genellikle öğrencilerle bilgilerini paylaşan kişi olarak kabul edilir ve bu süreçte çok önemlidir. Bir öğretmenin kalitesi sonucunu öğrencilerin üzerinde gösterir. İyi öğretmene sahip öğrencilerin notlarında ve durumlarında gelişmeler olduğu gözlenmektedir. Bu yüzden Öğretme Süreci öğretmen ve öğrenci arasındaki ilişkilere bağlıdır. Öğrenme Süreci'nde ise ana faktör öğrencilerdir.

Algoritmanın adımlarının daha iyi anlaşılması açısından ÖÖTO algoritması için Şekil 3.3'te verilen akış şeması oluşturulmuştur.



Şekil 3.3. ÖÖTO algoritmasının akış şeması

3.1.3. Sosyal Duygusal Optimizasyon Algoritması

Sosyal Duygusal Optimizasyon Algoritması (SDOA), insan davranışlarının benzerini yapan yeni bir sosyal tabanlı optimizasyon tekniğidir [36]. Sosyal kelimesi insan topluluğu ile ilişkilidir. Toplumda yaşayan insanlar sosyal statülerini artırmaya çalışmaktadır.

SDOA'da her bir birey sanal bir kişiyi temsil eder. Her bir adımda, bireyler davranışlarını ilişkili duygusal indekse göre belirler. Duygusal indeks düşük, orta ve yüksek olmak üzere üçe ayrılır. Duygusal indekse göre, bir davranış seçilir ve daha sonra seçilen davranışa göre durum değeri, seçilen davranışın doğru olup olmadığına bağlı olarak toplumdaki geri dönüşüm alınır. Eğer bu seçim sosyal durum değerini artırırsa, bireyin duygusal indeksi artar. Aksi durumda sosyal durum değerini azaltmak için duygusal indeks azalır [37].

SDOA'nın işlem adımları Tablo 3.1'de verilmiştir.

Tablo 3.1. SDOA'nın işlem adımları

- | |
|--|
| <ol style="list-style-type: none">1. Adım: Tüm bireyler sırasıyla oluşturulur ve bireylerin başlangıç konumları problem uzayına rastgele dağıtılır.2. Adım: Amaç fonksiyonuna göre her bir bireyin uygunluk değeri hesaplanır.3. Adım: j. birey için, duygusal indeksine göre davranış hareketleri belirlenir.4. Adım: Tüm popülasyon için konum güncellenir.5. Adım: Duygusal indeks belirlenir.6. Adım: Sonlandırma şartı sağlanmışsa en iyi sonuç çözüm kabul edilir, eğer şart sağlanmamışsa 2. adıma tekrar dönlür. |
|--|

3.1.4. Beyin Fırtınası Optimizasyonu

Beyin fırtınası yaratıcı düşünmeyi kolaylaştırmak gibi geniş olarak kabul edilen organizasyonlarda yaratıcılığı artırmak için yaygın olarak kullanılan bir araçtır. Beyin fırtınası ilk olarak 1939'da Osborn tarafından reklam firmasında geliştirilmiştir. 1957 sonlarında ise bu problem çözme metodunu Applied Imagination [38] isimli kitabında sistemleştirmiştir [39]. Bundan sonra beyin fırtınası, tüm dünyada hem akademik hem sanayi alanında büyük ilgi uyandırmıştır. Beyin fırtınası süreci, bir problemin çözümü için büyük fikirler üretmek amacıyla işbirliği içinde bulunacak, etkileşim kuracak farklı etnik kökene sahip insanları bir araya getirmektir. Beyin fırtınası süreci, grup üyeleri arasındaki sosyal engelleri azaltmak, fikir üretimine teşvik etmek ve grubun genel yaratıcılığını artırmak için Ostorn'un dört kuralına uyar. Bu dört kural şu şekildedir:

1. Kural: Ne kadar fazla fikir, o kadar daha iyi.
2. Kural: Herhangi bir kural için eleştiriyi engelleme.

3. Kural: Sıra dışı fikirleri hoş karşılama.

4. Kural: Fikirleri birleştir ve geliştir.

Beyin fırtınasından esinlenerek geliştirilen BFOA işlem adımları Tablo 3.2’de verilmiştir.

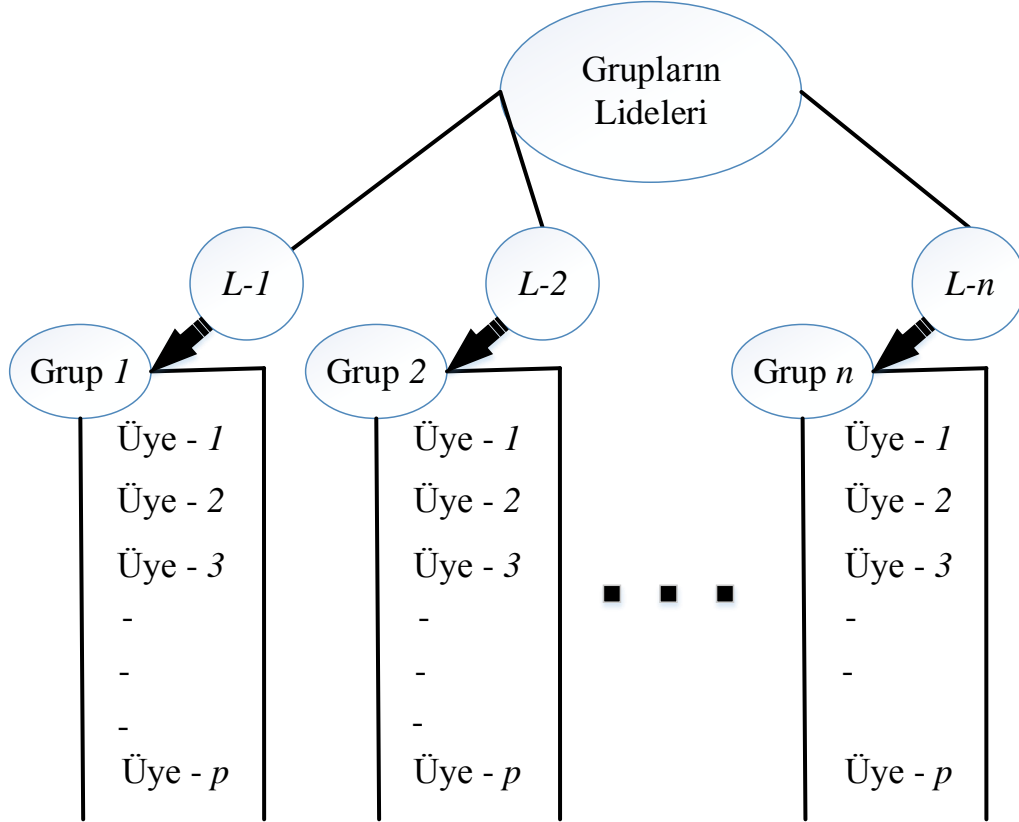
Tablo 3.2. BFOA’nın işlem adımları

| |
|---|
| <ol style="list-style-type: none">1. n potansiyel çözüm (birey) oluşturulur.2. n tane birey m kümeye bölünür.3. n birey değerlendirilir.4. Her bir kümedeki bireyler sıralanır ve en iyi birey kümenin merkezi olarak belirlenir.5. 0 ile 1 arasında rastgele a değeri üretilir.<ol style="list-style-type: none">a) Üretilen a değeri önceden belirlenen $P5a$ değerinden küçükse<ol style="list-style-type: none">i. Rastgele bir a küme merkezi seç.ii. Seçilen küme merkezi ile değiştirmek için rastgele bir birey üret.6. Yeni bireyler üret.<ol style="list-style-type: none">a) 0 ile 1 arasında rastgele a değeri üretilir.b) Üretilen değer $P6b$ değerinden küçük ise,<ol style="list-style-type: none">i. $P6i$ olasılıkla rastgele a kümesi seç.ii. 0 ile 1 arasında rastgele bir a değeri üret.iii. Değer önceden belirlenen $P6biii$ değerinden küçükse,<ol style="list-style-type: none">1) Küme merkezi seç ve yeni bireyler üretmek için rastgele değeri ekle.iv. Aksi durumda kümeden rastgele bir birey seç ve yeni bireyler elde etmek için bu bireye rastgele üretilen değeri ekle.c) Aksi durumda yeni bireyler üretmek için rastgele iki küme seç.<ol style="list-style-type: none">i. Rastgele bir değer üret.ii. Üretilen değer önceden belirlenen $P6c$ olasılığından küçükse, iki küme merkezi seç ve birleştir ve yeni bireyler üretmek için rastgele üretilen değeri ekle.iii. Aksi durumda, seçilen her bir kümeden birleştirmek için rastgele iki birey seçilir ve yeni bireyler üretmek için üretilen değer eklenir.7. Eğer n yeni birey üretilirse 8. adıma git, aksi durumda 6. Adıma git.8. Önceden belirlenen maksimum iterasyon sayısına ulaşılmışsa sonlandır, aksi durumda 2. adıma git. |
|---|

3.1.5. Grup Liderleri Optimizasyon Algoritması

Grup Liderleri Optimizasyon Algoritması (GLOA), sosyal gruplarda liderlerin etkilerinden esinlenerek geliştirilen evrimsel bir algoritmadır. Problem uzayı farklı gruplara bölünür ve her bir grubun kendi lideri oluşturulur. Her bir grubun üyelerinin benzer karakterlerde olmalarına gerek yoktur, rastgele oluşturulabilirler. Her grubun en iyisi lider olarak seçilir. Her grubun üyeleri her bir iterasyonda liderlerine benzemeye çalışırlar. Bu şekilde, algoritma lider ve grup üyeleri arasında çözüm alanı oluşturur. Bazı adımlardan sonra grup üyelerinin liderlere benzediği görülmüştür. Grup içindeki çeşitliliği

artırmak için üyelerden biri rastgele seçilir ve bazı değişkenleri diğer gruptaki üyelerin değişkenleri ile değiştirilir. Buna ek olarak, bir çaprazlama operatörü grubun yerel minimuma ulaşması için yardım eder ve çözüm uzayı çeşitliliği artırmak için tekrar aranabilir [40]. P adet üyeden oluşan n adet grubun oluşturulduğu ve uygunluk değerlerine göre grup liderlerinin belirlendiği algoritma adımları Şekil 3.4'te verilmiştir.



Şekil 3.4. GLOA'nın başlangıç adımı

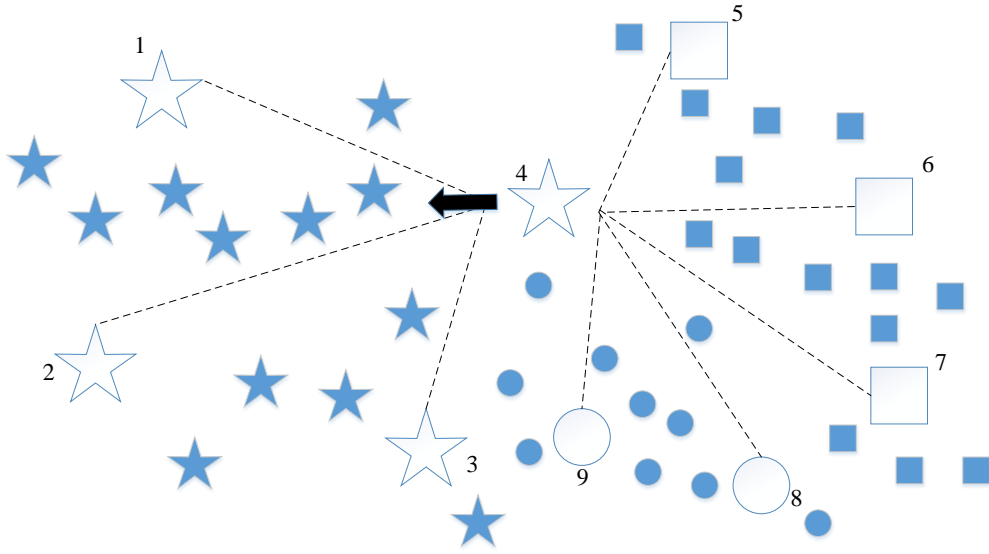
3.1.6. Hiyerarşik Sosyal Algoritma

Hiyerarşik Sosyal Algoritma (HSA), insan örgütleri ya da biyolojik sistemlerin çeşitliliğinde gözlenen sosyal davranışlardan ilham almıştır. Bu metasezgisel yaklaşım sınırsız kaynaklara sahip DFG zamanlama [41] ve kritik devre hesaplama [42] gibi birkaç probleme başarı ile uygulanmıştır. HSA'nın temel fikri uygun çözümlerin kümesinin eşzamanlı optimizasyonudur. Toplumun her bir grubu uygulanabilir bir çözüm içerir ve bu gruplar başlangıçta çözüm alanlarının ayrı parçalarını üretmek için rastgele dağıtılmıştır. Gelişim stratejilerini kullanarak her grup kendi amaç fonksiyonunu artırmak ya da komşularıyla yarışmak için çalışır. Bu durumda, ilgili sosyal rekabet ve işbirliği yolu ile

daha iyi bir çözüm elde edilir. Böylelikle nesnel çözüm optimize edilir. İşlem süreci bulunan en iyi çözümü içeren tek bir grup ile biter [43].

3.1.7. İnsan Grup Formasyon Algoritması

İnsan Grup Formasyon Algoritması (İGFA), kendi gruplarıyla olabildiğince birleşmeye çalışan grup içi üyeler ile, aynı zamanda grup dışı üyelerle sosyal korumaya çalışan grup dışı üyelerin davranışlarından esinlenerek geliştirilmiş sosyal tabanlı güncel bir metasezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Sosyologlar, insan sosyal kategorisini tanımlamak için grup içi ve grup dışı durumunu tanımlamışlardır. Grup içi üyeler, gruba ait olduğu grup tarafından kabul edilmiş bireylerdir. İnsanlar bir grubun üyesi olarak tanımlandığında, kendi gruplarını benimser ve grup üyelerini diğer gruplardan farklı olarak algırlar. Kendi gruplarını diğer gruplara üstün kabul ederler. Bu nedenle grup üyeleri gruptan uzaktayken bile mümkün olduğunca gruplarını birleştirmeye çalışırlar [44]. Şekil 3.5'te bahsedilen kavramların uygulamaya dönüştürülme şeklini göstermektedir.



Şekil 3.5. İGFA kavramının örneği

3.1.8. Sosyal Tabanlı Algoritma

Sosyal Tabanlı Algoritma (STA), Evrimsel Algoritma ve Emperyalist Yarışmacı Algoritma tabanlı sosyo-politik bir sürecin birleştirilmesiyle önerilmiş yeni bir algoritmadır. İnsanlar farklı tipteki topluluklarda yaşarlar: Monarşi, Cumhuriyet, Otokrasi ve Çok uluslu. Her topluluktaki liderlik stili de farklıdır. Bu yaklaşım topluluk gelişme karakteristiğinde birkaç kişiyi yakalamaya çalışır [45]. Tablo 3.3, STA'nın işlem adımlarını göstermektedir.

Tablo 3.3. STA'nın işlem adımları

1. Adım: Parametrelerin yüklenmesi
2. Adım:
 - 2.1. Optimizasyon probleminin tanımlanması,
 - 2.2. Rastgele bireylerin oluşturulması,
 - 2.3. Bazı güçlü insanların rastgele lider olarak seçilmesi,
 - 2.4. Kalan bireylerin rastgele farklı bölgelere konumlandırılması,
 - 2.5. Emperyalist maliyet fonksiyonu $T.P_{ci}$ ile imparatorlukların başlatılması,
 - 2.6. Çok güçlü liderlerin imparatorluk olarak seçilmesi,
3. Adım: On döngü $N_d=N_d+1$
4. Adım: $i= 1, 2, \dots, N$
 - 4.1. Seçim
 - 4.2. Çaprazlama
 - 4.3. Mutasyon
 - 4.4. Yerine koyma
5. Adım: $i=1, 2, \dots, N$
 - 5.1. İnsan asimilasyon politikası: Her bir grubun liderlerinin kendi imparatorluklarına taşınması,
 $x \sim U(0, katsayı_{iç_asimilasyon} \times d)$
 d : lider ve emperyalist arasındaki uzaklık
 - 5.2. İnsanların devrimi
 - 5.3. Ülkelerin asimilasyon politikası: Her bir grubun liderlerinin kendi imparatorluklarına taşınması ve her bir ülkenin insanların aynı liderlerin gibi taşınması,
 $x \sim U(0, katsayı_{dış_asimilasyon} \times d)$
 d : lider ve emperyalist arasındaki uzaklık
 - 5.4. Ülkelerin devrimi
 - 5.5. Konumun değiştirilmesi
 - 5.6. Emperyalist yarış; zayıf imparatorluktan zayıf ülkenin seçilmesi ve ona sahip olma ihtimali en yüksek imparatorluğa verilmesi
 - 5.7. Eleme yapılması; güçsüz ilke ve imparatorluğun elenmesi
6. Adım: Sonlandırma şartının kontrol edilmesi, sonlandırma şartı sağlanana kadar 3-6 arasındaki adımların tekrar edilmesi.

4. PARLAMENTER OPTİMİZASYON ALGORİTMASI

Bir hükümet sistemi olan, yasa yapan ve düzenleyen parlamenter sistem, parlamentarizm olarak da bilinir. Parlamento üyeleri genel seçimlerde halk tarafından seçilir. İnsanlar genellikle favori partilerine oy verirler. Politik partilere üye olan parlamento üyeleri parlamento seçimlerinde partilerini desteklerler. Ait oldukları partiyi temel alan parlamento üye grupları partiler arasındaki yarışmada diğer partiler üzerinde üstünlük kazanmaya çabalarlar. Demokratik ülkelerin hemen hemen tamamında parlamento popülasyonu politik partiler tarafından oluşturulur.

Parlamento seçimlerinde çoğunluk seçim sistemi ve orantılı temsil sistemi olmak üzere iki sistem vardır. Çoğunluk seçim sisteminde her seçim bölgesinden yalnız bir üye seçilirken orantılı temsil sisteminde bir seçim bölgesinden birkaç üye seçilebilir. Genelde her politik parti aday listelerini sunar ve seçmenler oylayacağı politik parti listesini seçebilir. Partilere aldığı oylarla orantılı olarak parlamentoda sandalye verilir [46].

Parlamento içindeki veya dışındaki politik partilerin üyeleri farklı güç değerlerine sahiptir. Partideki bu üyeler az güç ile diğer asil üyeler üzerinde iyi bir etki bırakmak için uğraşırlar. Bu çabayı onların destekleri ve seçimler sırasında oylarını almak için gösterirler. Partinin önemli üyeleri yarışlarda devreye girer ve asil üyeler arasında destek bulmaya çalışır. Diğer yandan asil üyeler daha becerikli kişilere eğilimlidir ve genelde güvendikleri kişilere oy verirler. Bu süreçte, yüksek kapasiteli genel üyeler önceki adaylarla yerleri değiştirilir. Yarışmanın bu bölümü parti içindeki bireyler arasında gerçekleşir. Algoritmanın diğer bir yarışı ise partiler arasında gerçekleşir. Partiler güçlerini artırmak için yarışır. Partilerin başarı için parlamentodaki en yüksek sandalye sayısına sahip olmak ve hükümetin kontrolünü almak gibi iki temel amacı vardır. [47].

Parlamenter Optimizasyon Algoritmasında (POA), optimizasyon adımları başlangıç birey popülasyonunun oluşturulması ile başlar. Oluşturulan bireyler parlamentonun üyeleri olarak kabul edilir. Bir sonraki adımda, popülasyon politik gruplara (partilere) bölünür ve en yüksek uygunluğa sahip sabit sayıda üye grubun adayı olarak kabul edilir. Bu adımdan sonra, grup içi yarışma başlar. Grup içi yarışma adımı asil üyeler kendilerine uygun aday üyelere doğru yönelirler. Bu durum asil üye adaylarının vektörlerinin ağırlıklı ortalaması olarak modellenmiştir [46].

Grup içi yarışma adımının sonunda en yüksek uygunluğa sahip birkaç aday her bir grubun final adayı olarak belirlenir. Bir sonraki adımda final adaylar diğer grupların adayları ile yarışır. Grubun asil ve aday üyeleri grubun toplam gücünün belirlenmesi konusunda önemlidir. Grup içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Parlamento içerisindeki politik gruplar kendi adaylarını güçlendirmek için diğer gruplarla yarışır. Güçlü gruplar bazen kazanma şanslarını artırmak için birleşirler ve tek bir grup olurlar. Tablo 4.1 POA' nın işlem adımlarını göstermektedir.

Tablo 4.1. POA'nın işlem adımları

| |
|---|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. Adım: Başlangıç popülasyonun oluşturulur. 2. Adım: Popülasyon L bireyden oluşan M gruba bölünür. <ol style="list-style-type: none"> 2.1. Adım: Yüksek uygunluğa sahip θ birey her bir grubun adayı olarak seçilir. 3. Adım: Grup içi yarışma <ol style="list-style-type: none"> 3.1. Adım: Asil üyeler her bir grubun aday üyelerine doğru yönelirler. 3.2. Adım: Yeni adaylar atanır. 3.3. Adım: Her bir grubun gücü hesaplanır. 4. Adım: Gruplar arası yarışma <ol style="list-style-type: none"> 4.1. Adım: En güçlü λ grup belirlenir ve bu gruplar P_m olasılıkla birleştirilir. 4.2. Adım: En güçsüz γ grup P_d olasılıkla silinir. 5. Adım: Sonlandırma şartı sağlanmamışsa 3. adıma tekrar dönülür. 6. Adım: En iyi aday optimizasyon probleminin çözümü olarak kabul edilir. |
|---|

4.1. Popülasyonun Başlatılması

N boyutundaki başlangıç çözüm popülasyonu, gelişigüzel pozisyonlardaki d boyutlu problem uzayına yayılırlar. Popülasyonun her bireyi Denklem 4.1'deki gibi d boyutlu sürekli vektör ile kodlanmıştır.

$$P = [p_1, p_2, \dots, p_n], p_i \in IR \quad (4.1)$$

Her birey verilen grubun asil üyesi ya da adaydır. Belirlenen uygunluk fonksiyonuna göre bireylerin güçleri hesaplanır.

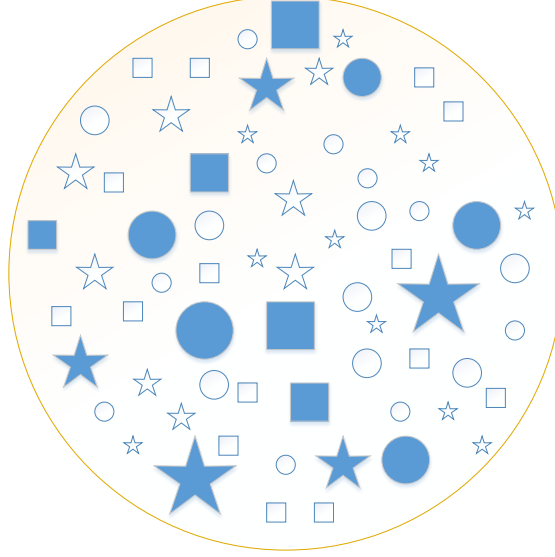
4.2. Popülasyonun Bölümlendirilmesi

Başlangıç gruplarını oluşturmak için, popülasyon L sayıda bireyden oluşan M tane gruba bölünür.

$$N = M \times L \quad (4.2)$$

N , M ve L pozitif tam sayılar olmak üzere N Denklem 4.2'deki gibidir.

Yüksek uygunluktaki $\theta < L/3$ aday, grupların adayları olarak belirlenir. Algoritmanın bu adımında grupların hepsinde eşit sayıda üye bulunur. Algoritmanın çalışması sırasında gruplar birleşme ve çökme mekanizmasından ötürü farklı sayıda birey elde edebilirler. Şekil 4.1 bir başlangıç popülasyonunun, her biri 5 adaydan oluşan 3 gruba bölünüşünü göstermektedir. Şekildeki içi dolu mavi semboller grubun adaylarını ifade etmektedir [48].



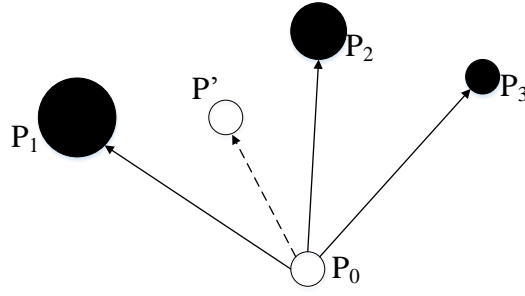
Şekil 4.1. Birinci adımda popülasyonun bölümlendirilmesi

4.3. Grup-içi Yarışma

Gruptaki asil üyeler, aday üyeler ve asil üyeler arasındaki yer değişiminden sonra, adaylara doğru yönelirler. Yönelme işlemi, bir üyeyi adaylara bağlayan vektörlerin ağırlıklı ortalamaları ile doğru orantılıdır. Her aday Denklem 4.3'te gösterildiği gibi kendi aday uygunluklarını arttırmak için ağırlıklandırılır.

$$p' = p_0 + \eta \left(\frac{\sum_{i=0}^{\theta} (p_i - p_0) \cdot f(p_i)}{\sum_{i=0}^{\theta} f(p_i)} \right) \quad (4.3)$$

Formülde, η 0.5 ile 1 arasında değişen rastgele bir değerdir ve algoritmanın yerel arama alanı içerisinde adayları aramasına olanak verir. Bir asil üye ancak uygunluk değeri yüksek ise değiştirilir. Yönelme işleminden sonra, asil üyelerin uygunluk değeri aday üyelerinkinden daha yüksek olur. Şekil 4.2 yönelme mekanizmasını göstermektedir. P_0 , bir asil üyedir ve P_i , aday üyedir. P' , asil üyenin yeni konumudur [48].



Şekil 4.2. Yönelme mekanizması

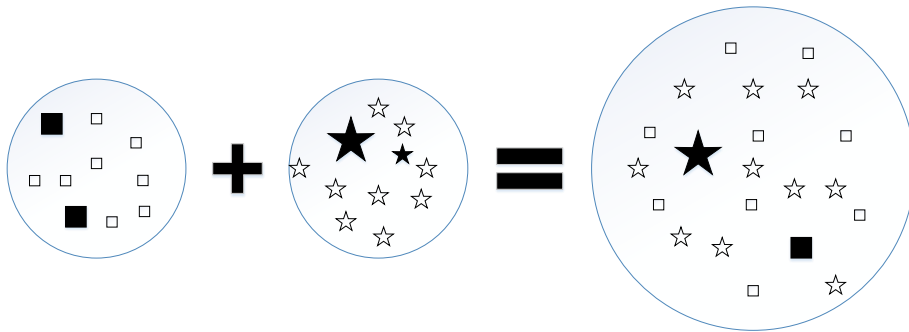
$Q_i = \{Q_{i,1}, Q_{i,2}, \dots, Q_{i,\theta}\}$ adayların vektörü ve $R_i = \{R_{i,\theta+1}, R_{i,\theta+2}, \dots, R_{i,L}\}$ i . grubun asil üyeleri olmak üzere grubun gücü Denklem 4.4 ile hesaplanır.

$$Power^i = \frac{m.Avg(Q_i) + n.Avg(R_i)}{m+n}; m \geq n \quad (4.4)$$

Denklemden m ve n aday ve asil üyenin ağırlıklandırılmış sabitidir.

4.4. Gruplar Arası Yarışma

Güçlü gruplar bazen, kendi güçlerini arttırmak için bir gruba katılır ve birleşirler. Birleşmeyi gerçekleştirmek için gelişigüzel bir sayı üretilir ve bu sayı p_m 'den küçük ise, λ sayıda en güçlü grup belirlenir ve bir grupta birleştirilir. Algoritma süresince, zayıf gruplar, güç değerini korumak ve değer fonksiyonunu azaltmak için silinir. Şekil 4.3 iki grubun birleşmesini göstermektedir. Birleştirmedeki gibi, gelişigüzel bir sayı üretilir ve sayı p_d 'den küçükse, y sayıda minimum güce sahip gruplar elenir [48].

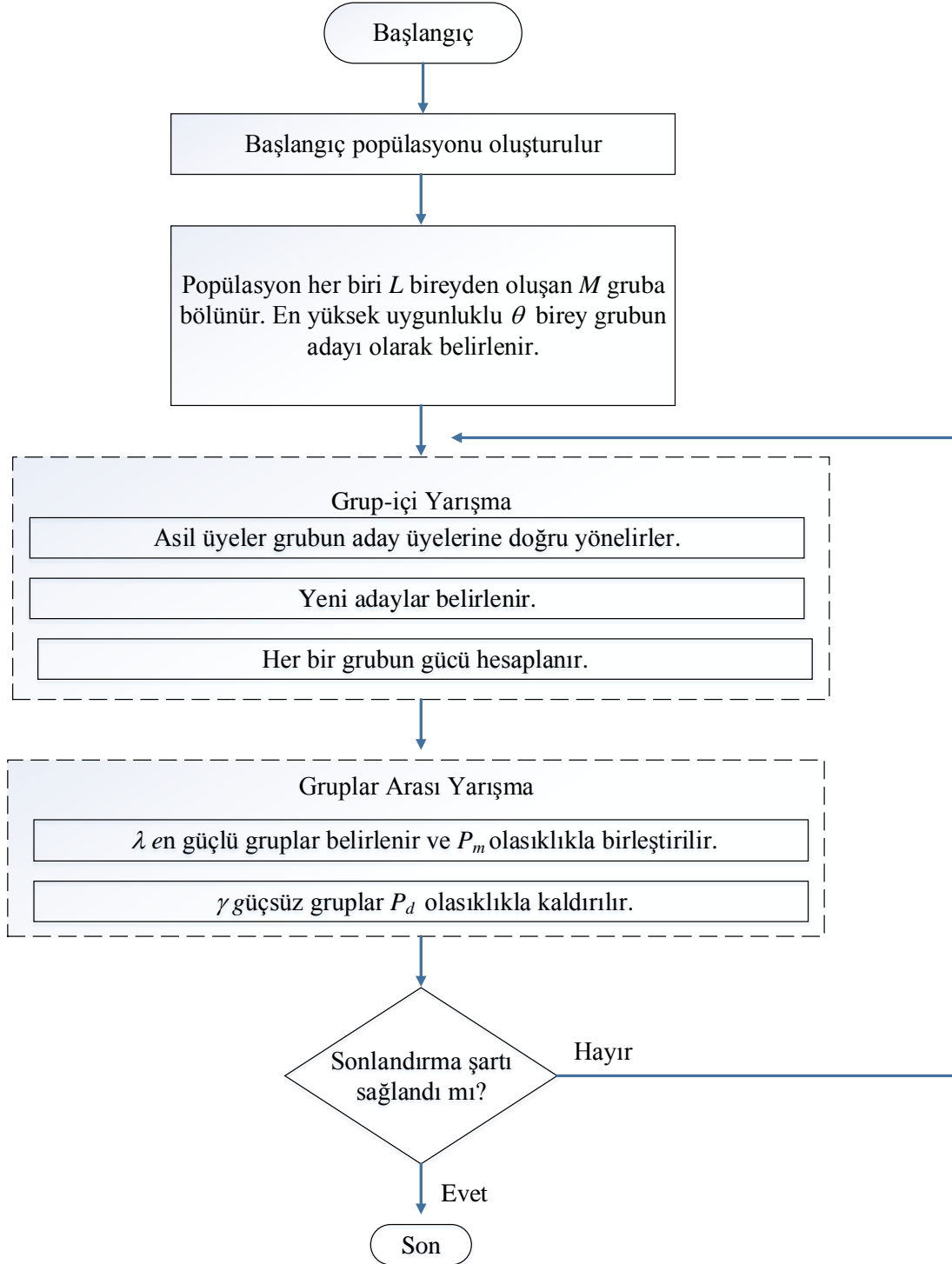


Şekil 4.3. Birleşen iki grup

4.5. Durumun Sonlandırılması

Algoritma sonunda, bir grup yarışı kazanır ve bu grubun en iyi elemanı optimizasyon probleminin çözümü olarak kabul edilir. İki sonlandırma durumu mevcuttur: Maksimum sayıda iterasyona ulaşıldığında veya bazı başarılı iterasyon sonucunda uygunluk değerinde dikkate değer iyileşme gözlenmezse algoritma sonlandırılır [48].

POA'nın akış diyagramı Şekil 4.4'te verilmiştir.



Şekil 4.4. POA'nın akış diyagramı

5. POA İLE SOSYAL AĞLARDA ÇOK AMAÇLI ÖRTÜŞEN TOPLULUK KEŞFİ

Optimizasyon problemlerinde amaç fonksiyonları önemli rol oynamaktadır, bu nedenle POA ile birlikte birden çok amaç kullanılacaktır. Özellikle topluluk keşfi için birçok amaç fonksiyonu önerilmiştir.

$G(V, E)$ yönsüz bir çizelge olarak kabul edilirse; $n = |V|$ ve $m = |E|$ olur.

S gruptaki düğümlerin kümesidir ve k , S kümesindeki düğümlerin sayısıdır.

$$k = |S|.$$

l , S kümesindeki kenarların sayısıdır.

$$l = |\{(u, v): u \in S, v \in S\}|$$

c_S , S kümesinin sınırları içindeki kenarların sayısıdır.

$$c_S = |\{(u, v): u \in S, v \notin S\}|$$

$d(u)$, d düğümünün derecesidir.

Verilen tanımlar kullanılarak bir kümenin kalite kavramını ölçen bazı amaç fonksiyonları aşağıda verilmiştir [49].

- **Conductance (İletkenlik):** Küme dışına işaret eden bağlantıların toplam hacmini hesaplayan bir ölçüttür.

$$f(S) = \frac{c_S}{2.l + c_S} \quad (5.1)$$

- **Expansion (Genişleme):** Küme içindeki her bir düğüm için dış bağlantılarının ortalama sayısını verir.

$$f(S) = \frac{c_S}{k} \quad (5.2)$$

- **Internal Density (İç yoğunluk):** S kümesindeki iç bağlantıların yoğunluğudur.

$$f(S) = 1 - \frac{l}{k.(k-1)/2} \quad (5.3)$$

- **Cut Radio (Kesme Oranı):** Kümeden ayrılan olası tüm bağlantıların oranıdır.

$$f(S) = \frac{c_S}{k.(n-k)} \quad (5.4)$$

- **Normalized Cut (Normalize Edilmiş Kesme):**

$$f(S) = \frac{c_S}{2.l + c_S} + \frac{c_S}{2.(m-l) + c_S} \quad (5.5)$$

- **Maximum-ODF (Out Degree Fraction):** S kümesindeki her bir düğüm için dış bağlantıların iç bağlantılara oranıdır.

$$\text{maksimum } u \in S \frac{|\{(u,v):u \notin S\}|}{d(u)} \quad (5.6)$$

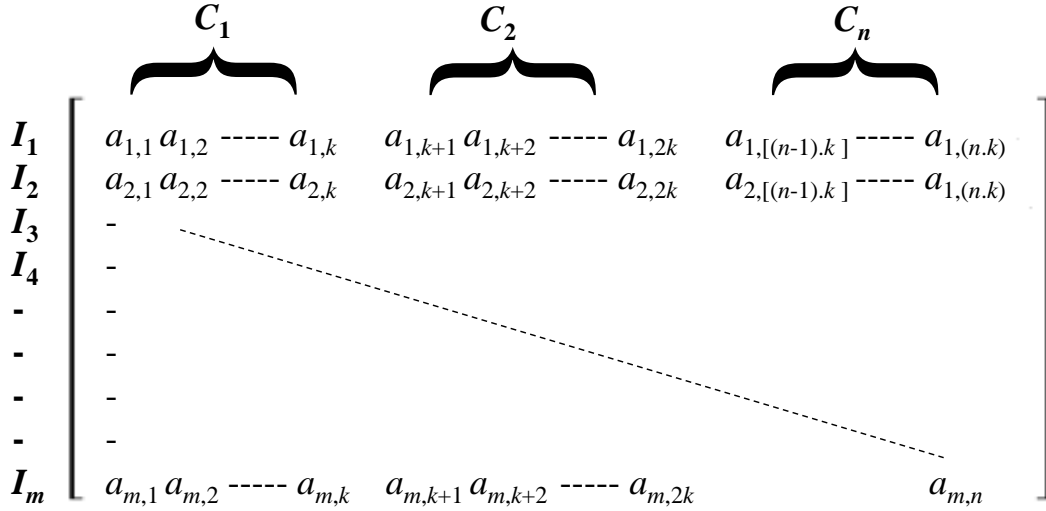
- **Average-ODF (Ortalama ODF):** Küme dışındaki düğümlerin bağlantılarının ortalama oranıdır.

$$f(s) = \frac{1}{k} \sum_{u \in S} \frac{|\{(u,v):u \notin S\}|}{d(u)} \quad (5.7)$$

- **Flake ODF (Yaprak ODF):** Kümenin dışında sahip olduğu bağlantı sayısı küme içinden daha az olan S kümesindeki düğümlerin oranıdır.

$$f(S) = \frac{|\{u: u \in S, |\{(u,v):v \in S\}| < d(u)/2\}|}{k} \quad (5.8)$$

Bir önceki bölümde söz edildiği gibi, POA başlangıç popülasyonun oluşturulması ile başlatılır. Bireylerden oluşan bu popülasyon parlamentonun üyeleri olarak kabul edilir. 0 ile 1 arasında üretilen (I_1, I_2, \dots, I_m) , bireyler başlangıç popülasyonunu oluşturur. Başlangıç popülasyonu Şekil 5.1’de verildiği gibi ifade edilmektedir.



Şekil 5.1. Başlangıç popülasyonunun gösterimi

Matriste k , ağdaki düğümlerin toplam sayısıdır. Bu adımda popülasyon her biri L bireyden oluşan M gruba bölünür. Bu aşamada grubun adaylarını belirlemek için çok amaçlı bir yöntem kullanılmıştır. Amaç fonksiyonlarından biri ağdaki modülerliktir. Genişletilmiş modülerlik örtüşen toplulukları belirlemek için önerilmiştir [50]. Modülerlik ağdaki belirli bölümlerin kalitesini ölçmeyi sağlar. Ağ içindeki bağlantıların dağılımlarını karşılaştırarak ağın gücünü hesaplar. Genişletilmiş modülerlik Denklem 5.9’da verilmiştir.

$$EQ = \frac{1}{2 \times l} \sum_i \sum_{v \in C_i, w \in C_i} \frac{1}{O_v O_w} \left(A_{vw} - \frac{k_v k_w}{2 \times l} \right) \quad (5.9)$$

Denklemden verilen O_v , v düğümünün ait olduğu topluluk sayısıdır, A_{vw} , ağın komşuluk matrisinin elemanıdır. Eğer v ve w düğümleri arasında bağlantı varsa A_{vw} değeri 1 iken, aksi durumda 0 değerini alır. k_v , v düğümünün derecesi ve l ağdaki toplam bağlantı sayısıdır. Literatürde yüksek modülerlik değerinin güçlü topluluk yapılarını gösterdiği görülmüştür. Bu nedenle yapılan çok amaçlı bu çalışmada EQ değerinin maksimum değerini alması beklenmektedir.

Algoritmanın bu adımında kullanılan diğer bir amaç fonksiyonu ise Denklem 5.3'te verilen iç yoğunluk ölçütüdür. Güçlü bir topluluk yapısı elde etmek için verilen denklemden küçük bir değer elde edilmesi gerekmektedir.

$$f(s) = 1 - \frac{l}{k(k-1)/2}$$

POA'nın bu adımında iki amaç fonksiyonu birleştirilerek grubun adaylarını belirlemek için çok amaçlı bir yöntem önerilmiştir (Denklem 5.10).

$$Maliyet = a.EQ + (1 - a).f(S) \quad (5.10)$$

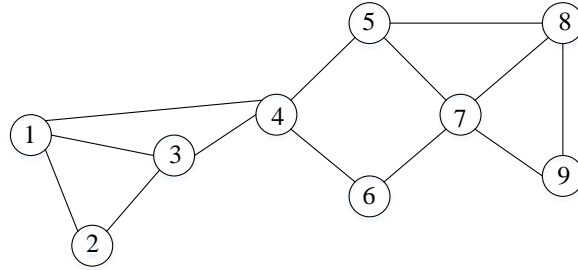
Denklemden α değeri amaçlardan birini vurgulamak için kullanılan bir giriş değeridir. Denklemden maliyet değeri yüksek olanlar grupların adayları kabul edilir. Grup içi yarışma adımında grubun asil üyeleri Denklem 4.3'e göre aday üyelere yönelirler ve yönelme işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri tekrar belirlenerek Denklem 4.4'e göre grubun gücü hesaplanır. Grup içi yarışma adımından sonra, güçlü gruplar güçlerini artırmak tek bir grupta birleşirler. Algoritma adımlarında anlamlı bir artış gözlemlenmediği takdirde sonlandırma şartı sağlanmış olur. Algoritmanın sonunda bir grup yarışı kazanır ve o grubun en iyi üyesi çok amaçlı örtüşen topluluk keşfinin çözümü kabul edilir.

6. DENEYSEL SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, POA ile topluluk keşfi için çok amaçlı bir yöntem önerilmiştir ve önerilen algoritma için deneysel sonuçlar farklı veri kümeleri üzerinde test edilmiştir. Tez sürecinin ilk dönemlerde POA tek amaç için gerçekleştirilmiştir [48]. Çalışmanın bu bölümünde hem tek amaç hem de çok amaçlı yaklaşım için Matlab R2012a ortamında gerçekleştirilen program yapay ve gerçek dünya verileri üzerine uygulanmıştır.

6.1. Yapay Veri Kümesi Üzerinde POA ile Tek Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi

Önerilen tek amaçlı çalışma için öncelikle verinin temsil edilme biçimi belirlenmiştir. Beşinci bölümde verilen Şekil 5.1’de çok amaçlı yöntem için kullanılan veri temsil biçimi tek amaçlı yaklaşım için de kullanılmıştır. Çalışmanın etkinliği ilk olarak tasarlanan yapay ağ üzerinde denenmiştir. Yapılan deneme POA’nın topluluk keşfi üzerindeki yeteneğini ölçmek için gerçekleştirilmiştir. Şekil 6.1’de 9 düğüm ve 13 bağlantıdan oluşan yapay bir ağ verilmiştir.



Şekil 6.1. Tipik bir ağ yapısı

Algoritmanın ilk adımında Tablo 6.1’de verilen başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Bu değerler Matlab ortamında üretilmiştir. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır. Bu durumda Denklem 4.2’deki değişkenlerin değerleri Tablo 6.2’de verilmiştir.

Tablo 6.2. Denklem 4.2’deki değişkenlerin değerleri

| Değişkenler | Değerler |
|-------------|----------|
| N | 30 |
| M | 3 |
| L | 10 |

Tablo 6.1. Tek amaçlı algoritma için oluşturulan başlangıç popülasyonu

| | 1. Topluluk | | | | | | | | | 2. Topluluk | | | | | | | | |
|----------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| I_1 | 0.42 | 0.15 | 0.30 | 0.46 | 0.57 | 0.64 | 0.94 | 0.46 | 0.22 | 0.78 | 0.81 | 0.78 | 0.64 | 0.80 | 0.38 | 0.36 | 0.33 | 0.21 |
| I_2 | 0.36 | 0.16 | 0.18 | 0.56 | 0.59 | 0.45 | 0.95 | 0.41 | 0.19 | 0.73 | 0.80 | 0.78 | 0.57 | 0.78 | 0.28 | 0.46 | 0.45 | 0.39 |
| I_3 | 0.41 | 0.18 | 0.26 | 0.52 | 0.57 | 0.57 | 0.93 | 0.46 | 0.22 | 0.75 | 0.80 | 0.79 | 0.61 | 0.76 | 0.36 | 0.42 | 0.38 | 0.28 |
| I_4 | 0.40 | 0.18 | 0.26 | 0.52 | 0.57 | 0.57 | 0.93 | 0.46 | 0.22 | 0.75 | 0.81 | 0.79 | 0.60 | 0.75 | 0.37 | 0.43 | 0.37 | 0.29 |
| I_5 | 0.42 | 0.23 | 0.28 | 0.55 | 0.55 | 0.59 | 0.91 | 0.51 | 0.25 | 0.70 | 0.81 | 0.79 | 0.59 | 0.68 | 0.39 | 0.47 | 0.42 | 0.30 |
| I_6 | 0.42 | 0.16 | 0.25 | 0.50 | 0.59 | 0.57 | 0.93 | 0.45 | 0.21 | 0.76 | 0.81 | 0.79 | 0.62 | 0.78 | 0.35 | 0.40 | 0.37 | 0.26 |
| I_7 | 0.41 | 0.17 | 0.26 | 0.51 | 0.58 | 0.57 | 0.93 | 0.46 | 0.21 | 0.75 | 0.80 | 0.78 | 0.61 | 0.76 | 0.35 | 0.42 | 0.38 | 0.28 |
| I_8 | 0.43 | 0.20 | 0.26 | 0.52 | 0.58 | 0.59 | 0.91 | 0.49 | 0.22 | 0.73 | 0.81 | 0.80 | 0.60 | 0.73 | 0.37 | 0.44 | 0.38 | 0.28 |
| I_9 | 0.41 | 0.17 | 0.26 | 0.52 | 0.57 | 0.57 | 0.92 | 0.46 | 0.22 | 0.74 | 0.81 | 0.79 | 0.61 | 0.75 | 0.36 | 0.42 | 0.38 | 0.28 |
| I_{10} | 0.41 | 0.18 | 0.25 | 0.52 | 0.57 | 0.58 | 0.93 | 0.46 | 0.21 | 0.75 | 0.81 | 0.79 | 0.61 | 0.76 | 0.35 | 0.42 | 0.38 | 0.28 |
| I_{11} | 0.42 | 0.29 | 0.42 | 0.42 | 0.65 | 0.56 | 0.79 | 0.40 | 0.24 | 0.63 | 0.70 | 0.66 | 0.48 | 0.64 | 0.40 | 0.46 | 0.40 | 0.41 |
| I_{12} | 0.43 | 0.30 | 0.41 | 0.40 | 0.61 | 0.57 | 0.80 | 0.42 | 0.26 | 0.60 | 0.72 | 0.67 | 0.51 | 0.63 | 0.42 | 0.43 | 0.42 | 0.37 |
| I_{13} | 0.41 | 0.31 | 0.43 | 0.39 | 0.56 | 0.57 | 0.78 | 0.42 | 0.32 | 0.60 | 0.68 | 0.72 | 0.50 | 0.60 | 0.42 | 0.48 | 0.38 | 0.37 |
| I_{14} | 0.42 | 0.33 | 0.39 | 0.41 | 0.61 | 0.56 | 0.80 | 0.42 | 0.27 | 0.59 | 0.74 | 0.67 | 0.54 | 0.64 | 0.43 | 0.43 | 0.45 | 0.37 |
| I_{15} | 0.41 | 0.33 | 0.41 | 0.40 | 0.60 | 0.56 | 0.78 | 0.43 | 0.28 | 0.60 | 0.72 | 0.67 | 0.52 | 0.64 | 0.44 | 0.44 | 0.43 | 0.40 |
| I_{16} | 0.42 | 0.31 | 0.41 | 0.41 | 0.61 | 0.56 | 0.79 | 0.42 | 0.27 | 0.60 | 0.72 | 0.68 | 0.52 | 0.64 | 0.42 | 0.44 | 0.42 | 0.39 |
| I_{17} | 0.42 | 0.32 | 0.40 | 0.41 | 0.61 | 0.57 | 0.79 | 0.41 | 0.26 | 0.60 | 0.72 | 0.67 | 0.52 | 0.64 | 0.42 | 0.44 | 0.42 | 0.39 |
| I_{18} | 0.42 | 0.31 | 0.41 | 0.41 | 0.61 | 0.56 | 0.79 | 0.42 | 0.27 | 0.61 | 0.72 | 0.67 | 0.52 | 0.63 | 0.43 | 0.44 | 0.42 | 0.39 |
| I_{19} | 0.43 | 0.31 | 0.40 | 0.41 | 0.61 | 0.57 | 0.81 | 0.41 | 0.28 | 0.61 | 0.73 | 0.68 | 0.52 | 0.63 | 0.42 | 0.44 | 0.42 | 0.38 |
| I_{20} | 0.41 | 0.32 | 0.41 | 0.41 | 0.62 | 0.56 | 0.79 | 0.41 | 0.26 | 0.60 | 0.73 | 0.67 | 0.52 | 0.65 | 0.43 | 0.44 | 0.43 | 0.40 |
| I_{21} | 0.43 | 0.28 | 0.37 | 0.50 | 0.49 | 0.55 | 0.76 | 0.52 | 0.30 | 0.68 | 0.72 | 0.76 | 0.52 | 0.64 | 0.31 | 0.34 | 0.44 | 0.39 |
| I_{22} | 0.44 | 0.31 | 0.37 | 0.46 | 0.47 | 0.57 | 0.77 | 0.51 | 0.34 | 0.69 | 0.74 | 0.76 | 0.53 | 0.64 | 0.34 | 0.34 | 0.42 | 0.35 |
| I_{23} | 0.43 | 0.29 | 0.37 | 0.49 | 0.50 | 0.54 | 0.75 | 0.52 | 0.31 | 0.69 | 0.73 | 0.76 | 0.52 | 0.64 | 0.32 | 0.35 | 0.43 | 0.39 |
| I_{24} | 0.43 | 0.28 | 0.37 | 0.49 | 0.50 | 0.55 | 0.75 | 0.52 | 0.31 | 0.69 | 0.73 | 0.75 | 0.52 | 0.64 | 0.32 | 0.35 | 0.43 | 0.34 |
| I_{25} | 0.42 | 0.29 | 0.36 | 0.49 | 0.50 | 0.55 | 0.75 | 0.51 | 0.31 | 0.69 | 0.73 | 0.74 | 0.52 | 0.64 | 0.31 | 0.34 | 0.44 | 0.39 |
| I_{26} | 0.43 | 0.27 | 0.37 | 0.50 | 0.52 | 0.53 | 0.74 | 0.52 | 0.29 | 0.68 | 0.73 | 0.76 | 0.50 | 0.64 | 0.32 | 0.35 | 0.44 | 0.42 |
| I_{27} | 0.43 | 0.29 | 0.37 | 0.49 | 0.50 | 0.54 | 0.75 | 0.52 | 0.31 | 0.68 | 0.73 | 0.76 | 0.5 | 0.64 | 0.32 | 0.34 | 0.43 | 0.39 |
| I_{28} | 0.43 | 0.29 | 0.37 | 0.49 | 0.50 | 0.55 | 0.75 | 0.52 | 0.31 | 0.68 | 0.73 | 0.76 | 0.52 | 0.64 | 0.32 | 0.35 | 0.43 | 0.39 |
| I_{29} | 0.43 | 0.28 | 0.37 | 0.49 | 0.50 | 0.54 | 0.75 | 0.51 | 0.31 | 0.69 | 0.73 | 0.75 | 0.52 | 0.64 | 0.32 | 0.35 | 0.44 | 0.39 |
| I_{30} | 0.44 | 0.30 | 0.37 | 0.48 | 0.49 | 0.55 | 0.76 | 0.53 | 0.32 | 0.69 | 0.74 | 0.76 | 0.52 | 0.63 | 0.33 | 0.35 | 0.42 | 0.37 |

POA'nın grup-içi yarışma adımında Denklem 4.3 ve 4.4'te yer alan parametrelerin değerleri Tablo 6.3'te verilmiştir.

Tablo 6.3. Grup-içi yarışma adımındaki parametrelerin değerleri

| Parametreler | Değerler |
|--------------|----------|
| η | 0.68 |
| m | 0.58 |
| n | 0.23 |

Tek amaçlı yaklaşımda grup-içi yarışma adımında bireylerin uygunluk değerlerini bulmak için kullanılan amaç fonksiyonu Denklem 5.9'da verilen formüldür. Genişletilmiş modülerlik olarak isimlendirilen bu formül ağ içindeki bağlantıların dağılımlarını hesaplayarak ağın gücünü hesaplar. Hesaplanan uygunluk değerleri içinden en yüksek 3 tane birey grubun adayı kabul edilir. Her bir grubun bireyelerinin uygunluk değerleri Tablo 6.4'te verilmiştir.

Tablo 6.4. Yapay veri kümesinde gruptaki bireyelerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
| I_1 | 1.96 | I_1 | 1.53 | I_1 | 1.05 |
| I_2 | 1.50 | I_2 | 0.80 | I_2 | 0.21 |
| I_3 | 1.38 | I_3 | 0.86 | I_3 | 0.67 |
| I_4 | 2.00 | I_4 | 0.65 | I_4 | 0.97 |
| I_5 | 2.71 | I_5 | 2.07 | I_5 | 1.36 |
| I_6 | 2.90 | I_6 | 0.86 | I_6 | 2.40 |
| I_7 | 2.28 | I_7 | 0.26 | I_7 | 0 |
| I_8 | 1.50 | I_8 | 0.42 | I_8 | 1.11 |
| I_9 | 0.61 | I_9 | 2.07 | I_9 | 1.25 |
| I_{10} | 0.61 | I_{10} | 2.01 | I_{10} | 1.28 |

Tabloda koyu yazılan değerler grupların adayları olarak kabul edilir. Denklem 4.3'e göre grubun diğer üyeleri grubun adayına doğru yönelirler ve yeni adaylar belirlenir. Yeni adaylar belirlendikten sonra her bir grubun gücü hesaplanmıştır ve değerler Tablo 6.5'te verilmiştir.

Tablo 6.5. Yapay veri kümesinde grupların güçleri

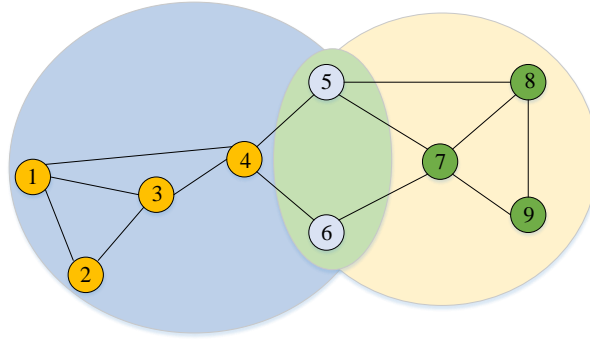
| Gruplar | Grupların Güçleri |
|---------|-------------------|
| 1 | 2.26 |
| 2 | 1.57 |
| 3 | 1.41 |

Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönlür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.6'da verilmiştir. POA'nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.6. Yapay veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|-------------------------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 4.63 | I_{11} | 1.53 | I_{21} | 1.36 |
| I_2 | 3.78 | I_{12} | 2.07 | I_{22} | 1.28 |
| I_3 | 3.78 | I_{13} | 0.91 | I_{23} | 1.11 |
| I_4 | 3.78 | I_{14} | 2.07 | I_{24} | 1.36 |
| I_5 | 2.71 | I_{15} | 3.38 | I_{25} | 1.36 |
| I_6 | 4.63 | I_{16} | 2.07 | I_{26} | 2.40 |
| I_7 | 3.78 | I_{17} | 2.07 | I_{27} | 1.11 |
| I_8 | 3.78 | I_{18} | 1.03 | I_{28} | 1.36 |
| I_9 | 3.78 | I_{19} | 2.07 | I_{29} | 1.36 |
| I_{10} | 3.78 | I_{20} | 3.38 | I_{30} | 1.11 |

Tabloya göre 1. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından yapay veri kümesi için bulunan topluluklar Şekil 6.2'de verilmiştir.



Şekil 6.2. Yapay veri kümesi için POA tarafından bulunan topluluklar

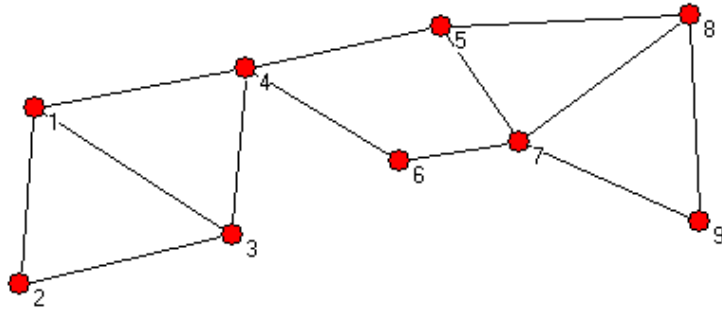
Şekil 6.2’de görüldüğü algoritma iki topluluk bulmuştur. 5 ve 6 numaralı düğümler ise her iki kümeye ait olup örtüşmüştür. Düğümlerin ait olduğu topluluklar Tablo 6.7’de verilmiştir. Koyu yazılan düğümler örtüşen düğümleri ifade etmektedir.

Tablo 6.7. Yapay veri kümesi için bulunan topluluklar

| Topluluklar | Düğümler |
|-------------|-------------------------|
| 1 | 1, 2, 3, 4, 5, 6 |
| 2 | 5, 6, 7, 8, 9 |

6.2. Yapay Veri Kümesi Üzerinde POA ile Çok Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi

Önerilen çok amaçlı çalışmanın etkinliği ilk olarak tasarlan yapay ağ üzerinde denenmiştir. Yapılan deneme POA’nın topluluk keşfi üzerindeki yeteneğini ölçmek için gerçekleştirilmiştir. Şekil 6.3’te 9 düğüm ve 13 bağlantıdan oluşan yapay bir ağ verilmiştir.



Şekil 6.3. Pajek ortamında oluşturulan yapay ağ

Algoritmanın ilk adımında Tablo 6.8’de verilen başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Bu değerler Matlab ortamında üretilmiştir. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır.

Tablo 6.8. Çok amaçlı algoritma için oluşturulan başlangıç popülasyonu

| | 1. Topluluk | | | | | | | | | 2. Topluluk | | | | | | | | |
|----------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| I_1 | 0,28 | 0,49 | 0,34 | 0,78 | 0,36 | 0,73 | 0,38 | 0,78 | 0,67 | 0,48 | 0,74 | 0,64 | 0,75 | 0,45 | 0,56 | 0,46 | 0,60 | 0,34 |
| I_2 | 0,43 | 0,74 | 0,03 | 0,94 | 0,76 | 0,55 | 0,18 | 0,49 | 0,51 | 0,99 | 0,85 | 0,96 | 0,67 | 0,40 | 0,93 | 0,47 | 0,23 | 0,39 |
| I_3 | 0,40 | 0,58 | 0,34 | 0,78 | 0,60 | 0,65 | 0,63 | 0,50 | 0,43 | 0,44 | 0,69 | 0,65 | 0,78 | 0,51 | 0,67 | 0,44 | 0,53 | 0,29 |
| I_4 | 0,43 | 0,45 | 0,25 | 0,55 | 0,41 | 0,69 | 0,38 | 0,55 | 0,47 | 0,40 | 0,61 | 0,76 | 0,64 | 0,47 | 0,59 | 0,58 | 0,44 | 0,55 |
| I_5 | 0,37 | 0,52 | 0,38 | 0,72 | 0,44 | 0,74 | 0,61 | 0,60 | 0,52 | 0,53 | 0,79 | 0,70 | 0,61 | 0,57 | 0,84 | 0,44 | 0,48 | 0,38 |
| I_6 | 0,20 | 0,46 | 0,13 | 0,61 | 0,30 | 0,77 | 0,53 | 0,46 | 0,42 | 0,41 | 0,65 | 0,52 | 0,49 | 0,57 | 0,65 | 0,52 | 0,45 | 0,42 |
| I_7 | 0,04 | 0,04 | 0,09 | 0,59 | 0,24 | 0,84 | 0,85 | 0,96 | 0,48 | 0,22 | 0,22 | 0,53 | 0,76 | 0,34 | 0,46 | 0,63 | 0,91 | 0,16 |
| I_8 | 0,41 | 0,59 | 0,24 | 0,75 | 0,42 | 0,53 | 0,52 | 0,66 | 0,51 | 0,60 | 0,82 | 0,79 | 0,53 | 0,41 | 0,54 | 0,46 | 0,34 | 0,41 |
| I_9 | 0,46 | 0,58 | 0,22 | 0,53 | 0,44 | 0,78 | 0,36 | 0,61 | 0,68 | 0,36 | 0,73 | 0,79 | 0,58 | 0,38 | 0,76 | 0,56 | 0,50 | 0,57 |
| I_{10} | 0,19 | 0,75 | 0,34 | 0,41 | 0,15 | 0,81 | 0,62 | 0,73 | 0,80 | 0,06 | 0,95 | 0,49 | 0,75 | 0,74 | 0,83 | 0,15 | 0,45 | 0,61 |
| I_{11} | 0,32 | 0,42 | 0,44 | 0,42 | 0,32 | 0,34 | 0,63 | 0,46 | 0,65 | 0,40 | 0,54 | 0,64 | 0,28 | 0,73 | 0,72 | 0,49 | 0,67 | 0,57 |
| I_{12} | 0,37 | 0,31 | 0,60 | 0,44 | 0,44 | 0,36 | 0,56 | 0,70 | 0,65 | 0,49 | 0,35 | 0,55 | 0,20 | 0,87 | 0,75 | 0,66 | 0,72 | 0,60 |
| I_{13} | 0,40 | 0,00 | 0,54 | 0,20 | 0,21 | 0,32 | 0,09 | 0,74 | 0,74 | 0,54 | 0,33 | 0,83 | 0,55 | 0,95 | 0,89 | 0,35 | 0,54 | 0,34 |
| I_{14} | 0,39 | 0,48 | 0,63 | 0,40 | 0,55 | 0,25 | 0,52 | 0,61 | 0,66 | 0,30 | 0,52 | 0,66 | 0,26 | 0,67 | 0,63 | 0,50 | 0,49 | 0,60 |
| I_{15} | 0,05 | 0,59 | 0,16 | 0,83 | 0,16 | 0,50 | 0,99 | 0,35 | 0,04 | 0,21 | 0,39 | 0,33 | 0,22 | 0,93 | 0,68 | 0,96 | 0,43 | 0,94 |
| I_{16} | 0,19 | 0,42 | 0,64 | 0,44 | 0,59 | 0,49 | 0,65 | 0,56 | 0,66 | 0,29 | 0,35 | 0,48 | 0,37 | 0,89 | 0,65 | 0,52 | 0,68 | 0,50 |
| I_{17} | 0,51 | 0,29 | 0,65 | 0,58 | 0,37 | 0,39 | 0,51 | 0,57 | 0,67 | 0,21 | 0,54 | 0,65 | 0,30 | 0,77 | 0,74 | 0,61 | 0,64 | 0,55 |
| I_{18} | 0,38 | 0,42 | 0,95 | 0,57 | 0,84 | 0,27 | 0,62 | 0,58 | 0,96 | 0,08 | 0,50 | 0,52 | 0,09 | 0,90 | 0,88 | 0,43 | 0,78 | 0,14 |
| I_{19} | 0,39 | 0,31 | 0,53 | 0,63 | 0,35 | 0,34 | 0,54 | 0,49 | 0,66 | 0,50 | 0,33 | 0,45 | 0,41 | 0,75 | 0,87 | 0,70 | 0,61 | 0,58 |
| I_{20} | 0,32 | 0,43 | 0,70 | 0,54 | 0,59 | 0,47 | 0,54 | 0,59 | 0,69 | 0,24 | 0,40 | 0,70 | 0,32 | 0,84 | 0,84 | 0,70 | 0,61 | 0,34 |
| I_{21} | 0,31 | 0,22 | 0,65 | 0,06 | 0,27 | 0,28 | 0,88 | 0,44 | 0,75 | 0,60 | 0,78 | 0,11 | 0,97 | 0,84 | 0,05 | 0,46 | 0,32 | 0,63 |
| I_{22} | 0,36 | 0,45 | 0,57 | 0,32 | 0,27 | 0,34 | 0,70 | 0,59 | 0,47 | 0,52 | 0,45 | 0,52 | 0,67 | 0,53 | 0,40 | 0,45 | 0,43 | 0,46 |
| I_{23} | 0,59 | 0,52 | 0,52 | 0,24 | 0,15 | 0,57 | 0,70 | 0,52 | 0,58 | 0,43 | 0,54 | 0,46 | 0,72 | 0,32 | 0,38 | 0,63 | 0,53 | 0,52 |
| I_{24} | 0,51 | 0,30 | 0,65 | 0,13 | 0,22 | 0,39 | 0,84 | 0,48 | 0,63 | 0,58 | 0,51 | 0,62 | 0,43 | 0,57 | 0,29 | 0,65 | 0,43 | 0,49 |
| I_{25} | 0,51 | 0,57 | 0,51 | 0,16 | 0,15 | 0,53 | 0,79 | 0,68 | 0,55 | 0,68 | 0,47 | 0,65 | 0,44 | 0,38 | 0,36 | 0,72 | 0,61 | 0,41 |
| I_{26} | 0,15 | 0,84 | 0,78 | 0,27 | 0,22 | 0,32 | 0,82 | 0,82 | 0,57 | 0,57 | 0,28 | 0,69 | 0,79 | 0,44 | 0,44 | 0,46 | 0,27 | 0,67 |
| I_{27} | 0,57 | 0,56 | 0,61 | 0,21 | 0,35 | 0,37 | 0,58 | 0,52 | 0,49 | 0,56 | 0,33 | 0,60 | 0,65 | 0,61 | 0,27 | 0,64 | 0,64 | 0,49 |
| I_{28} | 0,37 | 0,58 | 0,38 | 0,23 | 0,44 | 0,45 | 0,64 | 0,49 | 0,73 | 0,42 | 0,41 | 0,63 | 0,57 | 0,51 | 0,30 | 0,65 | 0,37 | 0,48 |
| I_{29} | 0,29 | 0,53 | 0,48 | 0,40 | 0,21 | 0,52 | 0,84 | 0,47 | 0,46 | 0,38 | 0,52 | 0,53 | 0,45 | 0,57 | 0,31 | 0,45 | 0,38 | 0,36 |
| I_{30} | 0,78 | 0,09 | 0,23 | 0,24 | 0,10 | 0,85 | 0,69 | 0,73 | 0,65 | 0,51 | 0,32 | 0,66 | 0,11 | 0,14 | 0,01 | 0,96 | 0,97 | 0,12 |

Denklem 5.10’da verilen formüle göre gruptaki her bir bireyin uygunluk değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan uygunluk değerleri içinden en yüksek 3 tane birey grubun adayı kabul edilir. Her bir grubun bireylerinin uygunluk değerleri Tablo 6.9’da verilmiştir.

Tablo 6.9. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde gruplardaki bireylerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
| I_1 | 3.13 | I_1 | 1.47 | I_1 | 1.65 |
| I_2 | 3.45 | I_2 | 1.10 | I_2 | 2.09 |
| I_3 | 1.15 | I_3 | 1.99 | I_3 | 0.41 |
| I_4 | 0.91 | I_4 | 0.85 | I_4 | 1.44 |
| I_5 | 1.95 | I_5 | 1.90 | I_5 | 1.83 |
| I_6 | 1.03 | I_6 | 1.77 | I_6 | 1.96 |
| I_7 | 1.47 | I_7 | 0.62 | I_7 | 1.15 |
| I_8 | 3.44 | I_8 | 1.85 | I_8 | 1.38 |
| I_9 | 0.64 | I_9 | 1.10 | I_9 | 1.29 |
| I_{10} | 2.24 | I_{10} | 1.10 | I_{10} | 1.70 |

Tabloda koyu yazılan değerler grupların adayları olarak kabul edilir. Denklem 4.3’e göre grubun diğer üyeleri grubun adayına doğru yönelirler ve yeni adaylar belirlenir. Yeni adaylar belirlendikten sonra her bir grubun gücü hesaplanmıştır ve değerler Tablo 6.10’da verilmiştir.

Tablo 6.10. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde grupların güçleri

| Gruplar | Grupların Güçleri |
|---------|-------------------|
| 1 | 2.26 |
| 2 | 1.57 |
| 3 | 1.41 |

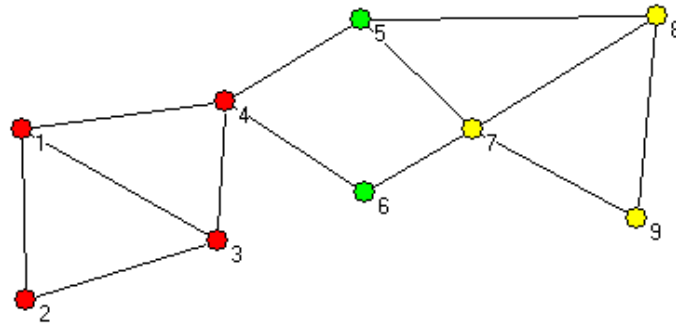
Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönlür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar

birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.11’de verilmiştir. POA’nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.11. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 3.14 | I_{11} | 1.05 | I_{21} | 1.44 |
| I_2 | 3.45 | I_{12} | 2.09 | I_{22} | 1.14 |
| I_3 | 3.40 | I_{13} | 1.05 | I_{23} | 1.99 |
| I_4 | 3.41 | I_{14} | 1.05 | I_{24} | 1.14 |
| I_5 | 3.42 | I_{15} | 1.83 | I_{25} | 1.90 |
| I_6 | 3.40 | I_{16} | 1.96 | I_{26} | 1.01 |
| I_7 | 3.39 | I_{17} | 1.05 | I_{27} | 1.11 |
| I_8 | 3.37 | I_{18} | 1.03 | I_{28} | 1.36 |
| I_9 | 1.44 | I_{19} | 1.05 | I_{29} | 1.85 |
| I_{10} | 1.48 | I_{20} | 1.43 | I_{30} | 1.90 |

Tabloya göre 2. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından yapay veri kümesi için bulunan topluluklar Şekil 6.4’te verilmiştir.



Şekil 6.4. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesi için POA tarafından bulunan topluluklar

Şekil 6.4’te görüldüğü algoritma iki topluluk bulmuştur. 5 ve 6 numaralı düğümler ise her iki kümeye ait olup örtüşmüştür. Düğümlerin ait olduğu topluluklar Tablo 6.12’de verilmiştir. Koyu yazılan düğümler örtüşen düğümleri ifade etmektedir.

Tablo 6.12. Çok amaçlı yaklaşım için yapay veri kümesinde bulunan topluluklar

| Topluluklar | Düğüm |
|--------------------|-------------------------|
| 1 | 1, 2, 3, 4, 5, 6 |
| 2 | 5, 6 , 7, 8, 9 |

6.3. Gerçek Dünya Verileri Üzerinde POA ile Çok Amaçlı Örtüşen Topluluk Keşfi

Çalışmanın bu bölümünde UCI ağ veri deposunda bulunan Zachary's Karate Club [51], American College Football [52], Dolphin Social Network [53], Lesmis [54] olmak üzere 4 farklı veri kümesi üzerinde önerilen algoritma test edilerek örtüşen topluluklar çok amaçlı bir yaklaşım ile keşfedilmiştir.

6.3.1. Zachary's Karate Club Veri Kümesi

Zachary's Karate Club 1970 yılında US Üniversitesi'nde karate kulübündeki 34 üye arasındaki arkadaşlık ilişkilerini gösteren bir sosyal ağdır. 78 adet bağlantıdan oluşan bu ağ için Matlab ortamında POA'nın ilk adımı olan başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır. Gruptaki her bir bireyin uygunluk değeri Denklem 5.10'da maliyet değerine göre hesaplanır ve grubun asil ve aday üyeleri belirlenir. Asil ve aday üyeler Tablo 6.13'te verilmiştir. Koyu ile yazılan bireyler grupların aday üyeleridir.

Tablo 6.13. Zachary's Karate Club veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|
| Bireyler | Uygunluk | Bireyler | Uygunluk | Bireyler | Uygunluk |
| I_1 | 74.88 | I_1 | 114.75 | I_1 | 109.42 |
| I_2 | 94.54 | I_2 | 99.28 | I_2 | 98.63 |
| I_3 | 78.90 | I_3 | 99.69 | I_3 | 78.06 |
| I_4 | 87.20 | I_4 | 11.49 | I_4 | 110.87 |
| I_5 | 90.52 | I_5 | 67.64 | I_5 | 39.45 |
| I_6 | 117.30 | I_6 | 60.90 | I_6 | 77.15 |
| I_7 | 89.21 | I_7 | 64.84 | I_7 | 53.69 |
| I_8 | 99.06 | I_8 | 91.28 | I_8 | 97.03 |
| I_9 | 96.51 | I_9 | 43.86 | I_9 | 119.37 |
| I_{10} | 64.53 | I_{10} | 65.94 | I_{10} | 104.44 |

Aday üyeler belirlendikten sonra grup içi yarışma adımı başlar ve grubun asil üyeleri aday üyelere doğru yönelirler. Yönelim işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri yeniden hesaplanır. Belirlenen aday ve asil üyelere göre Denklem 4.4 kullanılarak grupların güçleri hesaplanır. Güç değerleri Tablo 6.14'te verilmiştir.

Tablo 6.14. Zachary's Karate Club güç değerleri

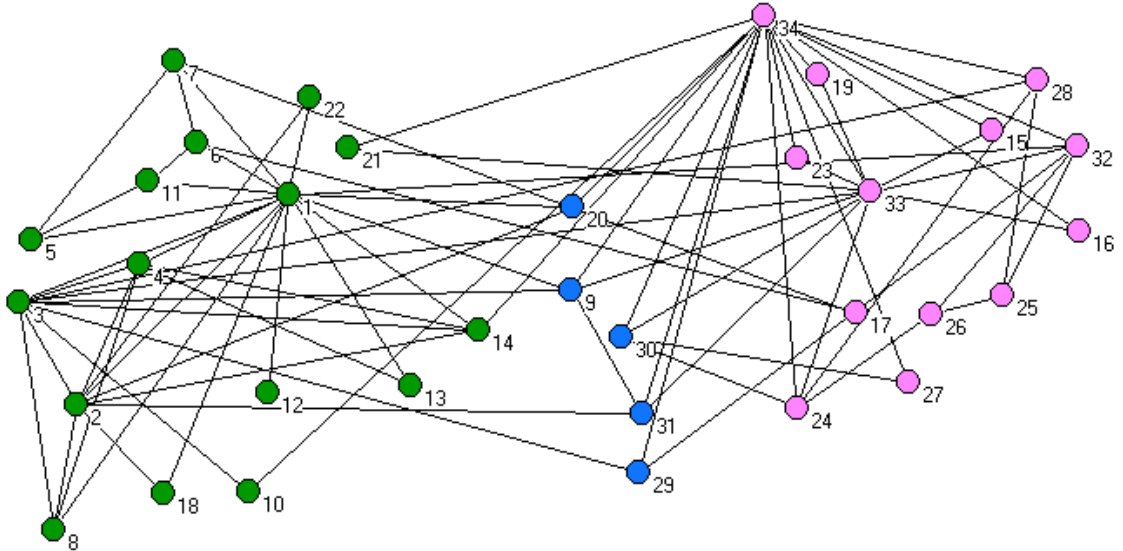
| Gruplar | Grupların Güçleri |
|---------|-------------------|
| 1 | 98.07 |
| 2 | 91.07 |
| 3 | 103.11 |

Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönlür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.15'te verilmiştir. POA'nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.15. Zachary's Karate Club veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 109.42 | I_{11} | 114.75 | I_{21} | 74.88 |
| I_2 | 98.63 | I_{12} | 99.28 | I_{22} | 94.54 |
| I_3 | 78.06 | I_{13} | 99.69 | I_{23} | 78.90 |
| I_4 | 110.87 | I_{14} | 11.49 | I_{24} | 87.20 |
| I_5 | 39.45 | I_{15} | 67.64 | I_{25} | 90.52 |
| I_6 | 77.15 | I_{16} | 60.90 | I_{26} | 117.30 |
| I_7 | 53.69 | I_{17} | 64.84 | I_{27} | 89.21 |
| I_8 | 97.03 | I_{18} | 91.28 | I_{28} | 99.06 |
| I_9 | 119.37 | I_{19} | 43.86 | I_{29} | 96.51 |
| I_{10} | 104.44 | I_{20} | 65.94 | I_{30} | 64.53 |

Tabloya göre 9. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından Zachary's Karate Club için bulunan topluluklar Şekil 6.5'te verilmiştir.



Şekil 6.5. Zachary's Karate Club için POA tarafından bulunan topluluklar

Zachary's Karate Club için önerilen algoritma 2 adet topluluk bulmuştur. Yeşil ve Mor renkli düğümler belirtilen bu 2 adet topluluğu ifade ederken, 9, 20, 29, 30 ve 31 numaralı mavi renkli düğümler her iki topluluğa ait olan örtüşme durumundaki düğümleri gösterir. Düğümlerin ait oldukları topluluklar Tablo 6.16'da verilmiştir. Örtüşen düğümler tabloda koyu renk ile yazılmıştır.

Tablo 6.16. Zachary's Karate Club veri kümesi için bulunan topluluklar

| Topluluklar | Düğümler |
|-------------|--|
| 1 | 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 , 10, 11, 12, 13, 14, 18, 20 , 21, 22, 29, 30, 31 |
| 2 | 9 , 15, 16, 17, 19, 20 , 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31 , 32, 33, 34 |

6.3.2. American College Football Veri Kümesi

American College Football ağında düğümler futbol takımlarını bağlantılar ise 2000 futbol sezonu boyunca iki takım arasında oynanan oyunları göstermektedir. 115 adet düğüm ve 610 adet bağlantıdan oluşan bu ağ için Matlab ortamında POA'nın ilk adımı olan başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır. Gruptaki her bir bireyin uygunluk değeri Denklem 5.10'da maliyet değerine göre hesaplanır ve grubun asil ve aday üyeleri belirlenir. Asil ve aday üyeler Tablo 6.17'de verilmiştir. Koyu ile yazılan bireyler grupların aday üyeleridir.

Tablo 6.17. American College Football veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
| I_1 | 240.16 | I_1 | 223.04 | I_1 | 252.10 |
| I_2 | 236.95 | I_2 | 417.44 | I_2 | 482.42 |
| I_3 | 59.35 | I_3 | 381.05 | I_3 | 364.31 |
| I_4 | 197.78 | I_4 | 254.23 | I_4 | 289.91 |
| I_5 | 256.74 | I_5 | 320.47 | I_5 | 279.99 |
| I_6 | 94.61 | I_6 | 314.30 | I_6 | 338.55 |
| I_7 | 230.49 | I_7 | 203.51 | I_7 | 318.78 |
| I_8 | 244.56 | I_8 | 242.48 | I_8 | 223.45 |
| I_9 | 93.61 | I_9 | 206.30 | I_9 | 349.75 |
| I_{10} | 135.16 | I_{10} | 232.84 | I_{10} | 328.50 |

Aday üyeler belirlendikten sonra grup içi yarışma adımı başlar ve grubun asil üyeleri aday üyelere doğru yönelirler. Yönelim işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri yeniden hesaplanır. Belirlenen aday ve asil üyelere göre Denklem 4.4 kullanılarak grupların güçleri hesaplanır. Güç değerleri Tablo 6.18’de verilmiştir.

Tablo 6.18. American College Football güç değerleri

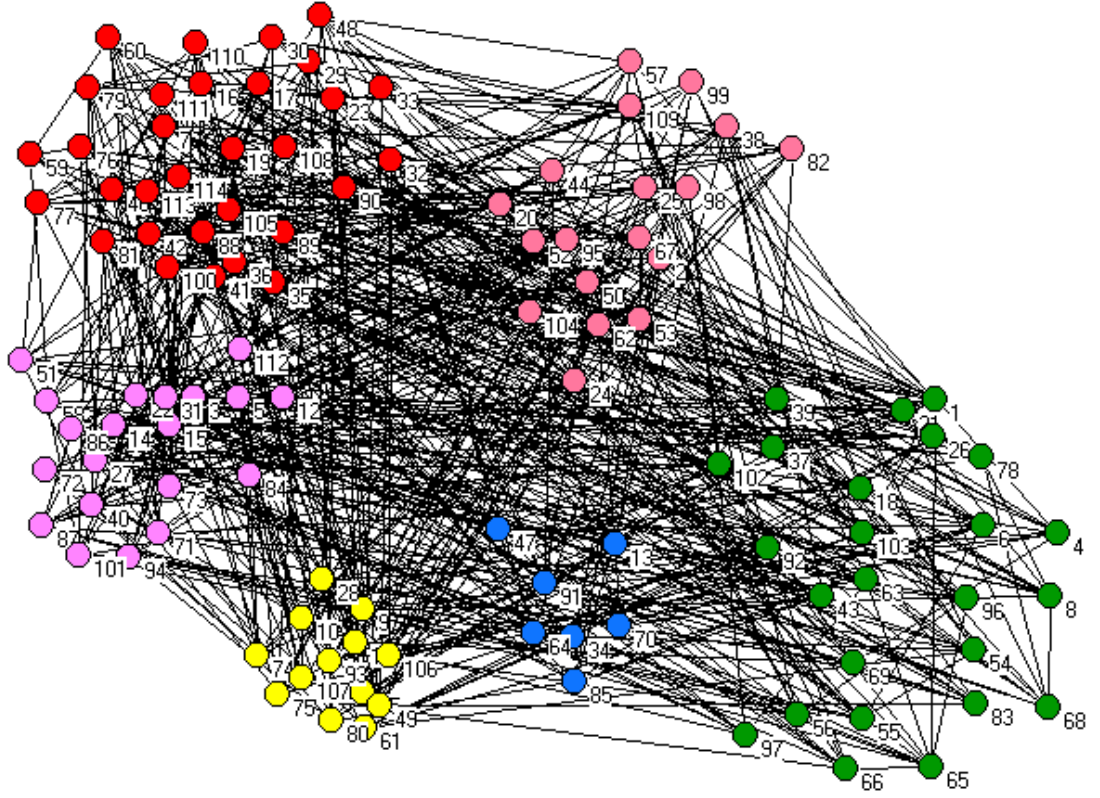
| Gruplar | Grupların Güçleri |
|---------|-------------------|
| 1 | 218.90 |
| 2 | 334.29 |
| 3 | 367.32 |

Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönlür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.19’da verilmiştir. POA’nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.19. American College Football veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 252.10 | I_{11} | 240.16 | I_{21} | 223.04 |
| I_2 | 482.42 | I_{12} | 236.95 | I_{22} | 417.44 |
| I_3 | 364.31 | I_{13} | 59.35 | I_{23} | 381.05 |
| I_4 | 289.91 | I_{14} | 197.78 | I_{24} | 254.23 |
| I_5 | 279.99 | I_{15} | 256.74 | I_{25} | 320.47 |
| I_6 | 338.55 | I_{16} | 94.61 | I_{26} | 314.30 |
| I_7 | 318.78 | I_{17} | 230.49 | I_{27} | 203.51 |
| I_8 | 223.45 | I_{18} | 244.56 | I_{28} | 242.48 |
| I_9 | 349.75 | I_{19} | 93.61 | I_{29} | 206.30 |
| I_{10} | 328.50 | I_{20} | 135.16 | I_{30} | 232.84 |

Tabloya göre 2. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından American College Football için bulunan topluluklar Şekil 6.6’da verilmiştir.



Şekil 6.6. American College Football için POA tarafından bulunan topluluklar

American College Football için önerilen algoritma 3 adet topluluk bulmuştur. Yeşil, Sarı ve Kırmızı renkli düğümler belirtilen bu 3 adet topluluğu ifade ederken, mavi, pembe ve mor renkli düğümler 2 ya da 3 topluluğa ait olan örtüşme durumundaki düğümleri gösterir.

6.3.3. Dolphin Social Network Veri Kümesi

Bu veri kümesi Doubtful Sound, Yeni Zelanda kapalı bir toplumda yaşayan 62 yunus arasındaki sık ilişkilerin yer aldığı yönsüz bir ağıdır. 159 adet bağlantıdan oluşan bu ağ için Matlab ortamında POA'nın ilk adımı olan başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır. Gruptaki her bir bireyin uygunluk değeri Denklem 5.10'da maliyet değerine göre hesaplanır ve grubun asil ve aday üyeleri belirlenir. Asil ve aday üyeler Tablo 6.20'de verilmiştir. Koyu ile yazılan bireyler grupların aday üyeleridir.

Tablo 6.20. Dolphin Social Network veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
| I_1 | 109.79 | I_1 | 85.07 | I_1 | 129.93 |
| I_2 | 46.59 | I_2 | 60.67 | I_2 | 57.89 |
| I_3 | 58.10 | I_3 | 82.63 | I_3 | 147.67 |
| I_4 | 96.70 | I_4 | 89.34 | I_4 | 121.70 |
| I_5 | 88.96 | I_5 | 82.84 | I_5 | 102.64 |
| I_6 | 0.71 | I_6 | 68.68 | I_6 | 73.95 |
| I_7 | 104.13 | I_7 | 61.71 | I_7 | 129.99 |
| I_8 | 96.06 | I_8 | 94.47 | I_8 | 139.37 |
| I_9 | 160.19 | I_9 | 58.72 | I_9 | 104.78 |
| I_{10} | 89.56 | I_{10} | 159.58 | I_{10} | 136.92 |

Aday üyeler belirlendikten sonra grup içi yarışma adımı başlar ve grubun asil üyeleri aday üyelere doğru yönelirler. Yönelim işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri yeniden hesaplanır. Belirlenen aday ve asil üyelere göre Denklem 4.4 kullanılarak grupların güçleri hesaplanır. Güç değerleri Tablo 6.21’de verilmiştir.

Tablo 6.21. Dolphin Social Network güç değerleri

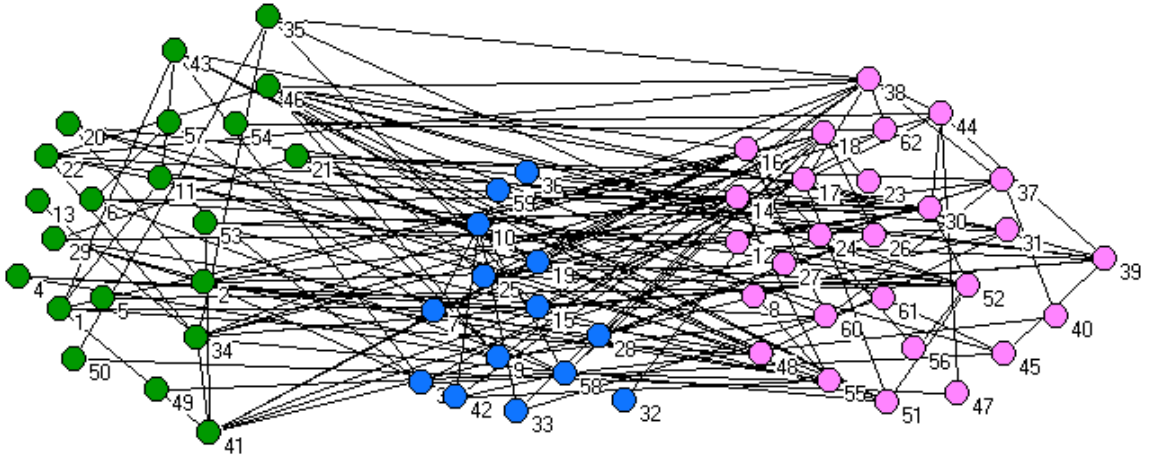
| Gruplar | Grupların Güçleri |
|---------|-------------------|
| 1 | 107.40 |
| 2 | 102.00 |
| 3 | 130.20 |

Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönülür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.22’de verilmiştir. POA’nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.22. Dolphin Social Network veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 130.67 | I_{11} | 144.86 | I_{21} | 106.13 |
| I_2 | 167.55 | I_{12} | 134.31 | I_{22} | 115.63 |
| I_3 | 166.09 | I_{13} | 147.67 | I_{23} | 95.33 |
| I_4 | 37.35 | I_{14} | 146.73 | I_{24} | 108.12 |
| I_5 | 162.71 | I_{15} | 136.73 | I_{25} | 119.54 |
| I_6 | 128.14 | I_{16} | 127.56 | I_{26} | 115.82 |
| I_7 | 161.69 | I_{17} | 52.22 | I_{27} | 120.41 |
| I_8 | 132.05 | I_{18} | 139.37 | I_{28} | 121.21 |
| I_9 | 157.89 | I_{19} | 137.48 | I_{29} | 160.19 |
| I_{10} | 159.58 | I_{20} | 135.91 | I_{30} | 109.55 |

Tabloya göre 2. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından Dolphin Social Network için bulunan topluluklar Şekil 6.7’te verilmiştir.



Şekil 6.7. Dolphin Social Network için POA tarafından bulunan topluluklar

Dolphin Social Network için önerilen algoritma 2 adet topluluk bulmuştur. Yeşil ve mor renkli düğümler belirtilen bu 2 adet topluluğu ifade ederken, mavi renkli düğümler her iki topluluğa ait olan örtüşme durumundaki düğümleri gösterir.

6.3.4. Lesmis Veri Kümesi

Lesmis, Victor Hugo'nun Les Miserables romanındaki 77 adet karakterin işbirliğini göstermektedir. 254 adet bağlantıdan oluşan bu ağ için Matlab ortamında POA'nın ilk adımı olan başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Üretilen ilk popülasyon her biri 10 bireyden oluşan 3 gruba ayrılır. Gruptaki her bir bireyin uygunluk değeri Denklem 5.10'da maliyet değerine göre hesaplanır ve grubun asil ve aday üyeleri belirlenir. Asil ve aday üyeler Tablo 6.23'te verilmiştir. Koyu ile yazılan bireyler grupların aday üyeleridir.

Tablo 6.23. Lesmis veri kümesinde gruptaki bireylerin uygunluk değerleri

| 1. Grup | | 2. Grup | | 3. Grup | |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
| I_1 | 426.39 | I_1 | 427.08 | I_1 | 149.35 |
| I_2 | 457.05 | I_2 | 250.76 | I_2 | 351.60 |
| I_3 | 275.50 | I_3 | 271.30 | I_3 | 348.05 |
| I_4 | 446.55 | I_4 | 426.20 | I_4 | 338.73 |
| I_5 | 413.72 | I_5 | 401.78 | I_5 | 171.05 |
| I_6 | 325.39 | I_6 | 435.53 | I_6 | 68.56 |
| I_7 | 429.94 | I_7 | 415.58 | I_7 | 371.52 |
| I_8 | 435.48 | I_8 | 327.22 | I_8 | 200.67 |
| I_9 | 357.72 | I_9 | 464.93 | I_9 | 362.09 |
| I_{10} | 445.56 | I_{10} | 438.01 | I_{10} | 456.32 |

Aday üyeler belirlendikten sonra grup içi yarışma adımı başlar ve grubun asil üyeleri aday üyelere doğru yönelirler. Yönelim işleminden sonra grubun aday ve asil üyeleri yeniden hesaplanır. Belirlenen aday ve asil üyelere göre Denklem 4.4 kullanılarak grupların güçleri hesaplanır. Güç değerleri Tablo 6.24'de verilmiştir.

Tablo 6.24. Lesmis güç değerleri

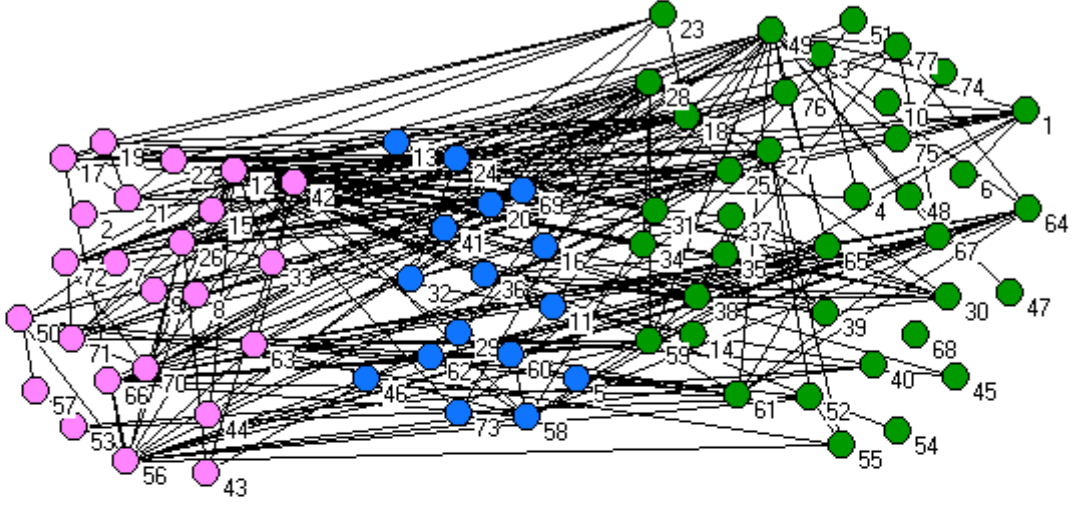
| Gruplar | Grupların |
|---------|-----------|
| 1 | 429.67 |
| 2 | 421.17 |
| 3 | 349.07 |

Grup-içi yarışma adımından sonra gruplar arası yarışma adımı başlar. Bu adımda en güçlü $\lambda=2$ grup $P_m = \%30$ oranında birleştirilir ya da $P_d = \%1$ için silinir. Eğer gruplar birleşmezse grup-içi yarışma adımına tekrar dönlür. Bu adımlar tüm gruplar birleşinceye kadar ya da problemin en iyi çözümü elde edilinceye kadar devam eder. Tüm gruplar birleştikten sonra bireylerin uygunluk değerleri Tablo 6.25'te verilmiştir. POA'nın bitim şartında belirtildiği gibi tablodaki en yüksek değer çok amaçlı örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü olarak kabul edilir.

Tablo 6.25. Lesmis veri kümesinde bireylerin uygunluk değerleri

| Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri | Bireyler | Uygunluk Değerleri |
|----------|--------------------|----------|--------------------|----------|--------------------|
| I_1 | 424.68 | I_{11} | 439.19 | I_{21} | 364.92 |
| I_2 | 426.27 | I_{12} | 457.05 | I_{22} | 396.06 |
| I_3 | 456.85 | I_{13} | 438.09 | I_{23} | 364.92 |
| I_4 | 444.12 | I_{14} | 446.55 | I_{24} | 350.60 |
| I_5 | 431.70 | I_{15} | 439.91 | I_{25} | 391.06 |
| I_6 | 435.53 | I_{16} | 430.13 | I_{26} | 362.33 |
| I_7 | 434.38 | I_{17} | 424.34 | I_{27} | 370.22 |
| I_8 | 406.15 | I_{18} | 432.99 | I_{28} | 364.92 |
| I_9 | 464.93 | I_{19} | 444.97 | I_{29} | 386.61 |
| I_{10} | 438.01 | I_{20} | 445.56 | I_{30} | 456.32 |

Tabloya göre 9. birey en yüksek uygunluğa sahip olduğu için problemin çözümü olarak kabul edilir. POA tarafından Lesmis için bulunan topluluklar Şekil 6.8'de verilmiştir.



Şekil 6.8. Lesmis için POA tarafından bulunan topluluklar

Lesmis için önerilen algoritma 2 adet topluluk bulmuştur. Yeşil ve mor renkli düğümler belirtilen bu 2 adet topluluğu ifade ederken, mavi renkli düğümler her iki topluluğa ait olan örtüşme durumundaki düğümleri gösterir.

7. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında amaç, günlük hayatta sıklıkla karşılaşılan sosyal ağlarda örtüşen topluluk yapısı konusunda, kapsamlı literatür çalışmasını yapmak, elde edilen gözlemlerden literatürde daha önce uygulanmayan bir yöntem ile örtüşen topluluk keşfi problemine çözüm getirmektir. Yapılan araştırma ve incelemeler sonucunda sosyal ağlarda örtüşen topluluk keşfi ile ilgili geliştirilen yöntemlerin tek bir amaç kullanarak bu probleme çözümler getirdiği gözlenmiştir. Aynı zamanda geliştirilen birçok yeni sosyal tabanlı metasezgisel algoritma olduğu görülmüştür. Bu algoritmalarından biri olan POA, daha önce sosyal ağlarda topluluk keşfi konusunda gerek tek amaçlı gerekse çok amaçlı yaklaşım ile kullanılmamıştır. Bu çalışma ile POA kullanılarak sosyal ağlarda tek ve çok amaç fonksiyonu ile örtüşen topluluk keşfinde bulunan bir algoritma önerildi. Verilerin temsil edilme biçimi belirlendikten sonra Matlab ortamında hazırlanan program ile tek amaçlı algoritma yapay veriler üzerinde test edilerek topluluklar ve örtüşen düğümler test edilmiştir. Veriler için aynı temsil biçimi kullanılarak çok amaçlı algoritma, hem yapay veri kümesi hem de gerçek dünya verileri üzerinde denenerek daha önce literatürde bulunmayan bir yaklaşım ile topluluklar ve örtüşen düğümler tespit edilmiştir.

Önerilen algoritma sosyal ağların modülerlik ve iç yoğunluğunu optimize edecek şekilde geliştirilmiştir. Kullanılan veriler için Matlab ortamında POA'nın başlangıç popülasyonu oluşturulmuştur. Oluşturulan popülasyon belirli sayıda gruba bölünmüş ve her bir grubun güç değerleri hesaplanmıştır. Belirlenen birleşim olasılık değerine göre güçlü gruplar birleştirme gösterirken, belirlenen silme olasılığına göre güçsüz gruplar popülasyon içinden elenerek problem için sonucuna yaklaşılmıştır. Program adımları tüm gruplar birleşinceye ve algoritmanın bitim şartı sağlanıncaya kadar devam etmiş, son aşamada elde kalan veriler içerisinde en yüksek uygunluk değerine sahip birey, önerilen algoritmanın örtüşen topluluk keşfi probleminin çözümü kabul edilmiştir. Kullanılan sosyal ağ verisinin görselleştirilmesi için Pajek ağ analizi ve görselleştirme aracı kullanılmıştır. Veri kümeleri için bulunan topluluklar ve örtüşen ağ düğümleri farklı renk değerleri ile görselleştirilmiştir. Gerçekleştirilen uygulamalar sonucunda elde edilen sonuç değerleri, önerilen yöntemin sosyal ağlarda örtüşen topluluk keşfi için etkin bir algoritma olduğunu göstermiştir.

KAYNAKLAR

- [1] **Read, JM., Keeling MJ.,** 2003. Disease evolution on networks: The role of contact structure. *The Royal Society Proceedings. B, Biological Sciences*, 270 (1516): 699-708.
- [2] **Boy, O.,** 2012. Sosyal ağlarda topluluk yapılarının analizi. Ms Thesis, İnönü Üniversitesi.
- [3] **Spirin, V., Mirny, LA.,** 2003. Protein complexes and functional modules in molecular networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA*. 100(21), 12123 – 12128.
- [4] **Lee, J., Gross, SP., Lee, J.,** 2013. Improved network community structure improves function prediction. *Scientific Reports* 3.
- [5] **Salathe, M., Jones, JH.,** 2010. Dynamics and control of diseases in networks with community structure. *PLoS Computational Biology*. 6(4),e1000736.
- [6] **Weng, L., Menczer F., Ahn, YY.,** 2013. Virality prediction and community structure in social networks. *Scientific Reports* 3.
- [7] **Fortunato, S.,** 2010. Community detection in graphs. *Physics Reports* 486(3), 75-174.
- [8] **Orman, K.,** 2010. Community detection in complex networks, Ms Thesis, Galatasaray Üniversitesi.
- [9] **Dickinson, B., Valyou, B., Hu, W.,** 2013. A Genetic algorithm for identifying overlapping communities in social networks using an optimized search space. *Social Networking*, 2, 193-201.
- [10] **Palla, G., Derenyi, I., Farkas, I., Vicsek, T.,** 2005. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. *Nature* 435(7043): 814–818.
- [11] **Pizzuti, C.,** 2009. Overlapped community detection in complex networks. In *Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation* (pp. 859-866). ACM.
- [12] **Donetti, L., Munoz, M.A.,** 2004. Detecting network communities: a new systematic and efficient algorithm. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2004(10), P10012.
- [13] **Xie, J., Kelley, S., Szymanski, B.K.,** 2013. Overlapping community detection in networks: The state-of-the-art and comparative study. *ACM Computing Surveys (CSUR)* 45(4), 1-37.

- [14] **Cui, L., Qin, L., Lu, Nan.,** 2014. A Fast overlapping community detection algorithm with self-correcting ability. *Scientific World Journal*.
- [15] **Coscia, M., Giannotti, F., Pedreschi, D.,** 2011. A classification for community discovery methods in complex networks. *Statistical Analysis and Data Mining*, 4(5), 512–546.
- [16] **Krishnamurthy, B., Wang, J.,** 2000. On network aware clustering of web clients. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 30(4), 97-110.
- [17] **Reddy, K. P., Kitsuregawa, M., Sreekanth, P., Rao, S. S.,** 2002. A graph based approach to extract a neighborhood customer community for collaborative filtering. *DNIS '02 Proceedings of the Second International Workshop on Databases in Networked Information Systems*, pp. 188-200. Springer Berlin Heidelberg.
- [18] **Gürsakal, N.,** 2009. Sosyal Ağ Analizi: PAJEK, UNICET ve GMINE Uygulamalı, Dora Basım Yayın: Bilgisayar Kitapları Dizisi, Bursa.
- [19] **Pothen, A.,** 1997. Graph partitioning algorithms with applications to scientific computing. In *Parallel Numerical Algorithms* (pp. 323-368). Springer Netherlands.
- [20] **Kernighan, B.W. , Lin, S.,** 1970. An efficient heuristic procedure for partitioning graphs. *Bell System Technical Journal*, 49(2), 291-307.
- [21] **Ford Jr, L. R., Fulkerson, D. R.,** 1956. Maximal flow through a network. *Canadian Journal of Mathematics*, 8(3), 399-404.
- [22] **MacQueen, J.,** 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proc. of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1(14), 281-297.
- [23] **Newman, M.E.J., Girvan, M.,** 2004. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 69(2),026113.
- [24] **Newman, M.E.J.,** 2006. From the cover: Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(23), 8577-8582.
- [25] **Lehmann, S., Hansen, L.K.,** 2007. Deterministic modularity optimization. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 60(1), 83-88.
- [26] **Hastings, M.B.,** 2006. Community detection as an inference problem. *Physical Review E*, 74(3), 035102.
- [27] **Newman, M.E.J., Leicht, E.A.,** 2007. Mixture models and exploratory analysis in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(23), 9564-9569.
- [28] **Derényi, I., Palla, G., Vicsek, T.,** 2005. Clique percolation in random networks. *Physical review letters*, 94(16), 160202.

- [29] **Adamcsek, B., Palla, G., Farkas, I.J., Derényi, I., Vicsek, T.,** 2006. Cfinder: Locating cliques and overlapping modules in biological networks. *Bioinformatics* 22 (8), 1021-1023.
- [30] **Palla, G., Derényi, I., Farkas, I., Vicsek, T.,** 2005. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, *Nature* 435(7043), 814-818.
- [31] **Ronhovde, P., Nussinov, Z.,** 2009. Multiresolution community detection for megascale networks by information-based replica correlations, *Physical Review E*, 80(1), 016109.
- [32] **Kumpula, J.M., Saramäki, J., Kaski, K., Kertész, J.,** 2007. Limited resolution and multiresolution methods in complex network community detection, In *SPIE Fourth International Symposium on Fluctuations and Noise*.
- [33] **Karaboğa, D.,** 2011. *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*, Nobel Yayın Dağıtım, Ankara.
- [34] **Atashpaz-Gargari, E., Lucas, C.,** 2007. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. *IEEE Congress on Evolutionary computation* (pp. 4661-4667).
- [35] **Rao, R.V., Patel, V.,** 2012. An improved teaching-learning-based optimization algorithm for solving unconstrained optimization problems. *Scientia Iranica*, 20(3), 710-720.
- [36] **Cui, Z. H., Shi, Z. Z., Zeng, J. C.,** 2010. Using social emotional optimization algorithm to direct orbits of chaotic systems. *1st International Conference on Swarm, Evolution and Memetic Computation (SEMCCO2010)*, pp. 389-395.
- [37] **Devi, S., Singla, S.,** 2012. Comparative analysis of modified social emotional optimization algorithm & particle swarm optimization techniques. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, pp. 82-84.
- [38] **Osborn, A.F.,** 1957. *Applied imagination*, New York: Scribner.
- [39] **Zhan, Z., Zhang, J., Shi, Y., Liu, H.,** 2012. A modified brain storm optimization. *IEEE Congress on Evolutionary Computation* (pp. 1-8).
- [40] **Pooranian, Z., Shojafar, M., Abawajy, J. H., Singhal, M.,** 2013. GLOA: A new job scheduling algorithm for grid computing. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 2(1), 59-64.
- [41] **Fernandez, F., Duarte, A., Sanchez, A.,** 2003. A software pipelining method based on hierarchical social algorithms. *Proceedings of MISTA Conference*, pp. 382-385.

- [42] **Fernandez, F., Duarte, A., Sanchez, A.**, 2003. Hierarchical social algorithms: a new Metaheuristic for solving discrete bilevel optimization problems. Technical Report ESCET/URF - DTF/ UPM.
- [43] **Duarte, A., Sánchez, A., Fernández, F., Montemayor, A.S.**, 2006. Improving image segmentation quality through effective region merging using a hierarchical social metaheuristic. *Pattern Recognition Letters*, 27(11), 1239-1251.
- [44] **Thammano, A., Moolwong, J.**, 2010. A new computational intelligence technique based on human group formation. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1628-1634.
- [45] **Ramezani, F., Lotfi, S.**, 2013. Social-based algorithm (SBA), *Applied Soft Computing*, 13(5), 2837-2856.
- [46] **Kızıloluk, S., Alataş, B.**, 2012. Sosyal tabanlı güncel sezgisel optimizasyon algoritmaları. *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 13(2), 39-56.
- [47] **Borji, A., Gamidi, M.**, 2009. A new approach to global optimization motivated by parliamentary political competitions. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 5(6), 1643-1653.
- [48] **Altunbey, F., Alataş, B.**, 2015. Overlapping community detection in social networks using parliamentary optimization algorithm. *International Journal of Computer Networks and Applications*, 2(1), 12-19.
- [49] **Chen, M., Kuzmin, K., Szymanski, B.**, 2014. Extension of modularity density for overlapping community structure. *IEEE/ACM 4th Social Network Analysis and Applications (SNAA) Workshop at ASONAM*.
- [50] **Shen, H., Cheng, X., Cai, K., Hu, M.**, 2009. Detect overlapping and hierarchical community structure in networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(8), 1706-1712.
- [51] İnternet: <https://networkdata.ics.uci.edu/data.php?id=105>, Erişim Tarihi: Ocak 2015.
- [52] İnternet: <https://networkdata.ics.uci.edu/data.php?id=5>, Erişim Tarihi: Ocak 2015.
- [53] İnternet: <https://networkdata.ics.uci.edu/data.php?id=6>, Erişim Tarihi: Ocak 2015.
- [54] İnternet: <https://networkdata.ics.uci.edu/data.php?id=109>, Erişim Tarihi: Ocak 2015.

ÖZGEÇMİŞ

1991 doğumlu olan Feyza ALTUNBEY ilk, orta ve lise öğrenimini Elazığ'da tamamladı. 2009 yılında kazandığı Fırat Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümünden 2013 yılında mezun oldu. 2013 yılında, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yazılım Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans yapma hakkı kazanmıştır. 2013 yılı Aralık ayında, Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Anabilim Dalında Araştırma Görevlisi olarak göreve başlamış ve halen görevine devam etmektedir.