

T.C.
TUNCELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**NİCEL KÜMELEME KURALLARININ
İYON HAREKET ALGORİTMASIYLA OTOMATİK KEŞFİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Erhan AKYOL

Anabilim Dalı: Elektrik-Elektronik Mühendisliği

DANIŞMAN
Yrd. Doç. Dr. Bilgin ZENGİN

TEMMUZ – 2016

T.C.
TUNCELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

NİCEL KÜMELEME KURALLARININ
İYON HAREKET ALGORİTMASIYLA OTOMATİK KEŞFİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Erhan AKYOL
(Enstitü No: 142103114)

Anabilim Dalı: Elektrik-Elektronik Mühendisliği

DANIŞMAN
Yrd. Doç. Dr. Bilgin ZENGİN

TEMMUZ – 2016

T.C.
TUNCELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

NİCEL KÜMELEME KURALLARININ
İYON HAREKET ALGORİTMASIYLA OTOMATİK KEŞFİ

Erhan AKYOL
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Bu tez 22/ 07/ 2016 tarihinde aşağıdaki jüri üyeleri tarafından **oybirliği** ile kabul edilmiştir.

İmza:.....

İmza:.....

İmza:.....

Yrd. Doç. Dr. Bilgin ZENGİN
(T.Ü.)

Prof. Dr. Sinan AKPINAR
(F.Ü.)

Doç. Dr. Ahmet Bedri ÖZER
(F.Ü.)

DANIŞMAN

ÜYE

ÜYE

Bu tez, Enstitümüz Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı'nda hazırlanmıştır.

Doç. Dr. Durali DANABAŞ
Enstitü Müdürü
İmza ve Mühür

NOT: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı "Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu" ndaki hükümlere tabidir.

ÖZET

Veri madenciliği ile büyük ölçekli veri yığınlarından anlamlı bilgilerin elde edilmesi sağlanmaktadır. Optimizasyon ile bir problemin çözümünde kullanılacak alternatif çözümler içerisinde en iyisini seçme amaçlanmaktadır. Optimizasyon problemlerinin çözümünde doğadan esinlenilerek oluşturulmuş çeşitli algoritmalar kullanılmaktadır. Özellikle sezgisel tabanlı optimizasyon algoritmaları büyük ölçekli problemlerin çözümünde etkili sonuçlar verebilmektedir.

Bu tez çalışmasında fizik tabanlı güncel metasezgisel optimizasyon algoritmaları detayları ile incelenmiştir. Fizik tabanlı optimizasyon algoritmaları incelenirken öncelikle doğadaki esinlenme kaynakları araştırılmış olup, her bir algoritmanın esinlenme mantığı ana hatları ile anlatılmıştır. Fizik tabanlı en güncel algoritmalarından İyon Hareket Optimizasyonu detayları ile incelenmiş, esinlenme şekli ve problemlere uygulanma biçimi irdelenmiştir.

C# programlama dilinde İyon Hareket Optimizasyonunu gerçekleştirmek üzere uygulama geliştirilmiş, UCI veri ambarından alınan 3 adet veri tabanı üzerinde kümeleme kurallarının otomatik keşfi sağlanmıştır. Optimizasyon sonucu elde edilen bulguların, aynı veri tabanlarının Weka programında yer alan farklı optimizasyon algoritmaları ile çalıştırılması sonucu elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılması sağlanmıştır.

İyon Hareket Optimizasyon algoritması kullanılarak kümeleme kurallarının otomatik keşfi ilk kez bu çalışmada gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen bu algoritma ile kümeleme kurallarının eş zamanlı otomatik keşfi sağlanmış bulunan sonuçların belirlenen sayıda kümeye otomatik dağıtımı sağlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Optimizasyon, İyon Hareket Optimizasyonu, Fizik Tabanlı Optimizasyon, Kümeleme

ABSTRACT

Automatic Discovery of Clustering Rules with Ion Motion Algorithm

Data mining is used to obtain meaningful information from large scale of data. By using optimization it is aimed to select the best alternative solutions that can be used in the solution of a problem. For solving optimization problems several algorithms are used that inspired from nature. In particular heuristic-based optimization algorithms can provide effective results for solving large-scale problems.

In this thesis physics-based metaheuristic optimization algorithms has studied with up to date details. During the research of physics-based optimization algorithms especially nature inspiration sources is examined and inspiration of each algorithm is described in outline. Ion Motion Optimization which is one of the up to date physics-based algorithms is examined in details, inspiration situations and usage of the problems application format is discussed.

Application is developed for performing Ion Motion Optimization in C # programming language, and 3 database that belongs to UCI warehouse is provided for the discovery of automatic clustering rules. Findings obtained as a result of the optimization is compared with results of other optimization algorithms in WEKA with the same data bases is provided.

Automatic discovery implementation of clustering rules by using Ion Motion Optimization algorithm is first performed in this study. With this developed algorithm, discovery of automatic clustering rules and automatic distribution of results to the given clusters is provided.

Keywords: Optimization, Ion Motion Optimization, Physics Based Optimization, Clustering

TEŐEKKÖRLER

Hazırlamıő olduđum bu tezin her aőamasında emeđi geđen, deđerli gōrüş ve katkılarıyla tezin gelişimi sürecinde desteđini esirgemeyen Sayın Doç. Dr. Bilal ALATAŐ ve tez danıőmanım Sayın Yrd. Doç. Dr. Bilgin ZENGİN'e teőekkürlerimi sunarım.

Erhan AKYOL
TUNCELİ-2016



İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖZET	II
ABSTRACT	III
TEŞEKKÜR	IV
İÇİNDEKİLER	V
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ	VIII
SEMBOLLER LİSTESİ	IX
1. GİRİŞ	1
2. MATERYAL VE METOT	4
2.1. Fizik Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları.....	4
2.1.1. Elektromanyetizma Algoritması.....	4
2.1.2. Merkez Kuvvet Algoritması.....	5
2.1.3. Yüklü Sistem Arama Algoritması.....	6
2.1.4. Yapay Fizik Algoritması.....	6
2.1.5. Akıllı Su Damaları Algoritması.....	6
2.1.6. Nehir Formasyonu Dinamikleri Algoritması.....	7
2.1.7. Uzay Yerçekimsel Algoritması.....	7
2.1.8. Parçacık Çarpışması Algoritması.....	8
2.1.9. Büyük Patlama Büyük Sıçrama Algoritması.....	8
2.1.10. Büyük Sıçrama Algoritması.....	8
2.1.11. Galaksi Tabanlı Arama Algoritması.....	9
2.1.12. Yerçekimsel Arama Algoritması.....	9
2.1.13. Ekstremal Optimizasyon Algoritması.....	10
2.1.14. Yerçekimi Alan Algoritması.....	10
2.1.15. Yerçekimsel Etkileşim Algoritması.....	11
2.1.16. Histeritik Optimizasyon.....	11
2.1.17. Birleşik Radyasyon Optimizasyonu.....	11
2.1.18. Işık Işını Optimizasyon Algoritması.....	12
2.1.19. Manyetik Optimizasyon Algoritması.....	12
2.1.20. Işın Optimizasyonu.....	12
2.1.21. Spiral Optimizasyon Algoritması.....	13
2.1.22. Su Çevrim Algoritması.....	13
2.1.23. Su Akış Algoritması.....	14
2.1.24. Karadelik Optimizasyon Algoritması.....	14
2.1.25. Çarpışan Cisim Optimizasyonu.....	15
2.1.26. Elektromanyetik Alan Optimizasyonu.....	17
2.1.27. Genel Görelilik Arama Algoritması.....	18
2.1.28. Kasırğa Temelli Optimizasyon Algoritması.....	18
2.1.29. Optik Temelli Optimizasyon.....	19
2.2. İyon Hareket Optimizasyonu Esinlenme ve Çalışma Mantığı.....	20
2.2.1. Esinlenme.....	20
2.2.2. Sıvı Hal (Çeşitlilik).....	21
2.2.3. Kristal Faz (Yoğunlaştırma).....	23
2.3. Veri Madenciliği.....	30
2.3.1. Kümeleme.....	30
2.3.1.1. Hiyerarşik Kümeleme.....	33

2.3.1.2. Bölümleme Tabanlı Kümeleme.....	33
2.3.1.3. Yoğunluk Tabanlı Kümeleme.....	34
3. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	35
3.1. İyon Hareket Optimizasyon Algoritması İle Kümeleme Kurallarının Otomatik Keşfi	35
3.1.1. Weka.....	35
3.1.1.1. K-Ortalama (K-Means) Optimizasyon Algoritması.....	35
3.1.1.2. Beklenti Maksimizasyonu (Expectation Maximization) (BM) Optimizasyon Algoritması.....	35
3.1.1.3. Canopy Kümeleme Optimizasyon Algoritması.....	36
3.1.2. Geliştirilen Uygulamada Kullanılan Veri Tabanları.....	36
3.1.2.1. Antik Taş Kalıntıları Veri Tabanı.....	36
3.1.2.2. Toptan Satış Müşteri Veri Tabanı.....	37
3.1.2.3. Hava Kirliliği Veri Tabanı.....	38
3.1.3. Problem Çözümü İçin Geliştirilen Uygulama.....	40
3.1.3.1. Uygulamanın Temel Aşamaları ve Çalışma Prensipleri.....	40
3.1.4. Örnek Uygulama Sonuçları.....	41
3.1.4.1. Antik Taş Kalıntıları Veri Tabanı Uygulama Sonuçları.....	42
3.1.4.2. Toptan Satış Müşteri Veri Tabanı Uygulama Sonuçları.....	42
3.1.4.3. Hava Kirliliği Veri Tabanı Uygulama Sonuçları.....	43
4.SONUÇLAR.....	44
KAYNAKLAR.....	45
ÖZGEÇMİŞ.....	49

SEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1. Elektromanyetizma algoritmasının akış diyagramı.....	5
Şekil 2.2. ÇCO algoritmasının akış diyagramı.....	16
Şekil 2.3. Anyon, katyon, çekme ve itme kuvvetlerinin kavramsal modeli.....	21
Şekil 2.4. İyonların sıvı fazda en ideal iyonlara doğru hareketi.....	23
Şekil 2.5. Kristal fazda iyonların hareketini gösteren sözde kod	24
Şekil 2.6. İyonların kristal fazda optimum civarında hareketi.....	26
Şekil 2.7. İHO algoritmasının genel adımları.....	27
Şekil 2.8. İHO algoritmasının problemleri kara kutu şeklinde ele alması.....	28
Şekil 2.9. Kümeleme gösterimi.....	31
Şekil 2.10. Aynı noktalardan oluşan bir setin değişik yollarla kümelenmesi...	32
Şekil 2.11. Kümeleme yöntemlerinin genel görünümü.....	32
Şekil 2.12. Kümeleme yöntemleri.....	33
Şekil 3.1. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı kesiti.....	37
Şekil 3.2. Toptan Satış Müşteri veri tabanı kesiti.....	38
Şekil 3.3. Hava Kirliliği veri tabanı kesiti.....	39
Şekil 3.4. Kümeleme kuralı için temsil biçimi.....	40

TABLULAR LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı nitelik değerleri.....	37
Tablo 3.2. Toptan Satış Müşteri veri tabanı nitelik değerleri.....	38
Tablo 3.3. Hava Kirliliği veri tabanı nitelik değerleri.....	39
Tablo 3.4. Kümeleme kuralı örneği.....	41
Tablo 3.5. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı uygulama sonuçları.....	42
Tablo 3.6. Toptan Satış Müşteri veri tabanı uygulama sonuçları.....	42
Tablo 3.7. Hava Kirliliği veri tabanı uygulama sonuçları.....	43



SEMBOLLER LİSTESİ

İHO: İyon Hareket Optimizasyonu
PSO: Parçacık Sürü Optimizasyonu
KKO: Karınca Kolonisi Optimizasyonu
GA: Genetik Algoritma
MKA: Merkez Kuvvet Algoritması
YSAA: Yüklü Sistem Arama Algoritması
YFA: Yapay Fizik Algoritması
ASD: Akıllı Su Damlaları
NFD: Nehir Formasyonu Dinamikleri
UYA: Uzay Yerçekimsel Algoritması
PÇA: Parçacık Çarpışması Algoritması
BP-BS: Büyük Patlama Büyük Sıçrama
BS: Büyük Sıçrama
GTA: Galaksi Tabanlı Arama
EO: Ekstremal Optimizasyon
YAA: Yerçekimi Alan Algoritması
HO: Histeritik Optimizasyon
BRO: Birleşik Radyasyon Optimizasyonu
ÇCO: Çarpışan Cisim Optimizasyonu
EAO: Elektromanyetik Alan Optimizasyonu
GGAA: Genel Görelilik Arama Algoritması
KTO: Kasırga Temelli Optimizasyon
OTO: Optik Temelli Optimizasyon
BM: Beklenti Maksimizasyonu

1. GİRİŞ

Yirmi yıldan uzun bir süredir karşılaşılan çeşitli optimizasyon problemlerini çözmek için doğadan esinlenilerek oluşturulmuş çeşitli algoritma çözümleri geliştirilmiştir. Optimizasyon kavramı var olan aday çözümler içerisinde en ideal olanı bulma işlemidir. (Murty, 2003).

Veri madenciliği, büyük veri yığınları içerisinde çeşitli matematiksel modeller ve istatistiksel uygulamalar sonucunda anlamlı veriler elde edebilme sürecidir (Han, 2011).

İyon Hareket Optimizasyonu (İHO) algoritması doğadaki iyonların özelliklerinden esinlenilerek oluşturulmuş popülasyon tabanlı bir algoritmadır. Bu algoritmanın oluşturulmasındaki temel amaç; minimum sayıda parametre kullanmak, daha az kompleks hesaplamaların yapılmasını sağlamak, hızlı yakınsama oranı ve yüksek yerel optimalden kaçınmadır. İHO algoritması hedef popülasyonu negatif yüklü ve pozitif yüklü iyonlardan oluşan iki gruba ayırmaktadır ve bu grupları iyonların önemli karakteristik özelliklerine (aynı yüklü iyonlar birbirlerini itmekte fakat zıt yüklü iyonlar ise birbirini çekmektedir) göre geliştirmektedir. Katı halde iyonlar arasındaki yüksek çekim gücü iyonların serbest dolaşımını engellediği için iyonlar, sıvı durumda katı haldeki (kristal) hareketlerine oranla daha özgür hareket etmektedir. Aslında iyonlar çok küçük hareketler yapmakta ve genellikle katı haldeyken buldukları pozisyonda titreşmektedirler (Javidy, 2015).

Popülasyon tabanlı algoritmalar kendi aralarında esinlendikleri metodolojilere göre üçe ayrılmaktadır: Sürü tabanlı, evrim tabanlı ve fizik tabanlı algoritmalar. Sürü tabanlı algoritmalar çoğunlukla sürülerin, sürü halindeki toplulukların, okulların veya doğadaki canlı gruplarının sosyal ve bireysel davranışlarını taklit etmektedir.

Kuşların toplu yaşam davranışlarını taklit eden Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) bu sınıfta yer alan sürü tabanlı algoritmalar içerisinde en popüler olanıdır. Bu algortmada, önerilen çözüm metotları elde ettikleri en iyi çözümü kaydetme ve gerektiğinde yeniden elde etme özellikleri bakımından bu zamana kadarki sürü algoritmaları içerisindeki en iyi çözüm metodudur. Yakınsama ve sürüdeki eşgüdümü sağlayan en iyi çözüm metodu, elde edilen en ideal konumlar arasında hareket edilerek garanti altına alınmış olur.

Sürü tabanlı algoritmalar içerisinde iyi bilinen başka bir algortmada Dorigo tarafından geliştirilen Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO). Adından da anlaşılacağı

üzere bu algoritma karınca kolonisindeki sosyal yaşamı ve bireyler arasındaki işbirliği davranışlarını simüle etmektedir. Bu algoritmanın temel esin kaynağını karıncaların yuva ile besin maddeleri arasındaki en kısa yolu bulmak için kullandığı feromon mekanizması oluşturmaktadır. Her bir döngüde, KKO öznesinin geçmiş çözüm kayıtları ve bu çözümlerin kalitesi kontrol edilerek feromon matrisi doldurulmakta ve nihayetinde farklı çözümler geliştirmektedir. Yapay Arı Kolonisi, arı kolonisindeki arıların sosyal yaşam tarzlarını taklit eden bir metottur. Bu çözüm algoritmasında arama öznesi, arama uzayında arama yapabilmek (öncü arı) ve bu aramalarda yüksek başarı sağlamak (gözcü ve işçi arılar) için iki farklı gruba ayrılmıştır. Bu alandaki diğer bazı algoritmalarda Yang tarafından geliştirilen Yarasa Algoritması, Krish-nanand ve Ghose tarafında geliştirilen Ateş Böceği Optimizasyonu, Çoklu Sürü Optimizasyonu, Kurt Optimizasyonu, Yapay Balık Sürüsü Algoritması, Guguk Kuşu Optimizasyon Algoritması şeklindedir.

Evrimden esinlenilerek oluşturulmuş algoritmalar ikinci bir algoritma sınıfını oluşturmaktadır. Bu algoritmalar genellikle doğadaki evrim fenomenini simüle etmektedir. Popülasyon tabanlı diğer algoritmalarda olduğu gibi optimizasyon işlemi rastgele çözüm kümelerinin oluşturulması ile başlar. Sonrasında üç ana operatör başlangıç popülasyonunu geliştirir; Seçim (Seleksiyon), tekrar-üretim ve mutasyon. Seçim operatörü, seçim kriterlerine uygun bireylerin seçilmesinden sorumludur. Tekrar-üretim operatörü, seçim operatörü tarafından seçilen bireyleri birleştirir. Son olarak mutasyon operatörü, yeniden üretilen bireyleri rastgele değiştirerek bütün popülasyonun çeşitliliğinin korunmasını sağlar. Genetik Algoritma (GA) algoritması bu alanda bilinen en iyi algoritmadır. Bu algoritma, kromozomlardaki gibi aday çözümler ve genlerdeki gibi parametreler göz önünde bulundurularak oluşturulur. Her bir jenerasyonda, baskın olan kromozomların diğer kromozomlar ile çaprazlanma (genetik aktarım) olasılığı daha fazladır. Bu nedenle tüm kromozomların baskınlıkları, yinelenme süresince artar. Bu konudaki diğer bazı algoritmalar şunlardır; Diferansiyel Gelişim Algoritması, Evrimsel Algoritma, Genetik Programlama ve Biyo-Coğrafik Optimizasyon.

Son algoritma sınıfıda genel olarak fizik kurallarından ve doğadaki fenomenlerden ilham alan fizik tabanlı algoritmalarıdır. Diğer iki sınıftakine benzer şekilde optimizasyon, araştırma öznesi olarak adlandırılan aday çözüm gruplarıyla yapılır. Burada, kilit önemdeki fark arama öznesinin fizik tabanlı kavramlardan esinlenilerek oluşturulmasıdır. Örneğin Manyetik Optimizasyon Algoritması elektromanyetik parçalar arasındaki elektromanyetik kuvvetler ile arama uzayına, arama öznelerinin taşınmasını simüle eder. Elektromanyetik

kuvvetlerin parçacıklar üzerindeki nispi etkisinden, arama özneleri uygun parçacıklar yönünde çekilme eğilimindedir. Böylece bu algoritmanın arama öznesi en iyi çözüme doğru gidilerek geliştirilir. Manyetik Optimizasyon Algoritmasına benzer bir algorithma Yerçekimsel Arama Algoritmasıdır. Yerçekimsel Arama Algoritması, arama öznesini uygunluk fonksiyonuyla orantılı olan ve birbirini yerçekimi kuvvetinin etkisinde çeken kütleler gibi görmektedir. Kütlelerin hareketine ilişkin, Newton'un hareket yasası da Yerçekimsel Arama Algoritması tarafından kullanılmaktadır. Bu alandaki diğer bazı algoritmalar; Işın Optimizasyonu, Madde Tabanlı Arama, Büyük Patlama Büyük Büzülme yöntemi, Kara Delik, Yapay Kimyasal Reaksiyon Optimizasyon Algoritması ve Kinetik Gaz Molekülleri Optimizasyonu.

Üç sınıftaki bütün algoritmaların kendine has avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Bütün optimizasyon problemlerini çözebilecek tek bir algoritma yoktur. Bu alandaki popülasyon tabanlı algoritmaların çalışmasındaki farklılıklar göz ardı edilirse, genel olan iki ana noktaya uygulanan arama işlemi arasındaki ayırımıdır: çeşitlendirme yoğunlaştırmaya karşı. Çeşitlendirme, aday çözümlerin daha sık birleşme eğiliminde olduğu ve arama uzayında olası alanlarda arandığı ana dönüm noktalarına işaret etmektedir. Diğer bir deyişle aday çözümler, arama uzayının mümkün olduğunca kapsamlı aranması için ana dönüm noktalarındaki ani değişikliklerin karşılanmasını sağlar. Çelişkili nokta, aday çözümlerin ana dönüm noktalarında çok küçük değişikliklere eğilimli olmasıdır. Aslında yoğunlaştırma ana dönüm noktası, çeşitlendirme ana dönüm noktasının en iyi çözümü elde etmesi için yakınsamasını sağlar. Yüksek yerel optimalden kaçınırken çeşitliliği sağlamak için daha hızlı yakınsama oranı ile yoğunlaşma verimi sağlar.

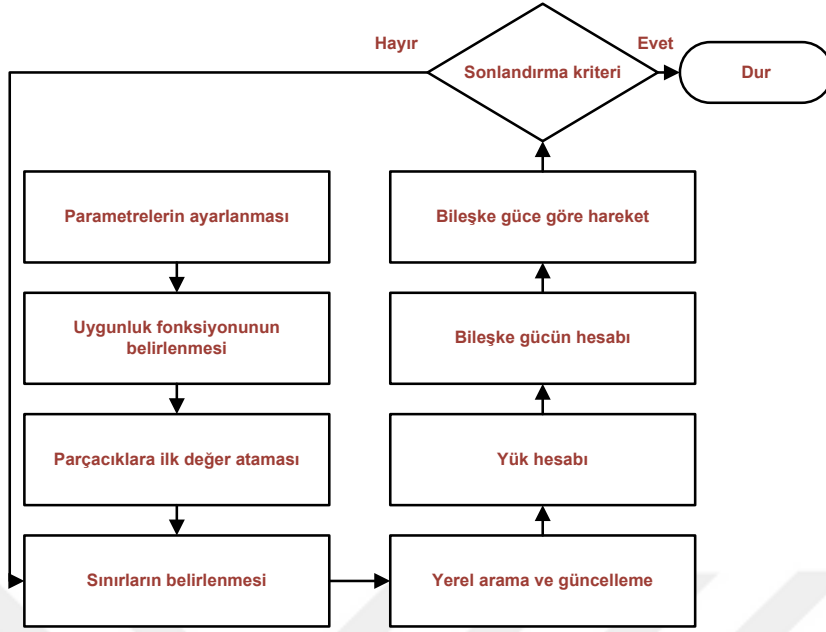
2. MATERYAL VE METOT

2.1. Fizik Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları

2.1.1. Elektromanyetizma Algoritması

Elektromanyetizma Algoritması, Birbil ve Fang (2003) tarafından doğrusal olmayan fonksiyonların sınırlayıcısız küresel optimizasyonu için elektromanyetizma teorisindeki itme-çekme mekanizmasından esinlenerek geliştirilmiştir. Her örneğin, tüm şarjın amaç fonksiyon değerini kapsadığı şarjlı bir parçacık olarak, uzaya serbest bırakıldığını varsayar. Şarj, örnek popülasyon üzerinde noktanın itme ya da çekme büyüklüğünü belirler ve amaç fonksiyon değeri ne kadar büyükse çekim büyüklüğü de o ölçüde fazladır. Bu şarjlar hesaplandıktan sonra toplam kuvvetten bir yön belirlenir. Çekimler daha iyi alanlara doğru, itmeler ise ziyaret edilmeyen bölgelere doğru hareketi sağlar. Her çözüm, her adımda popülasyondaki tüm diğer çözümlerden etkilenecek yeni pozisyona doğru hareket eder.

Şekil 2.1’de verilen Elektromanyetizma algoritmasında parametrelerin ayarlanması, parçacıklara ilk değer ataması, yerel arama ve güncelleme aşamalarında farklı kaotik sistemler entegre edilecek ve bu şekilde ikili ve üçlü kombinasyonlarla algoritmanın farklı versiyonları önerilecektir. Kullanılacak kaotik sistemler bir, iki ve üç boyutlu ayrık ve sürekli sistemler olabilecektir. Diğer fizik tabanlı güncel metasezgisel algoritmalarda da, ilk iterasyondan itibaren rassal sayı üretimine ihtiyaç duyulduğunda, seçilen değişik kaotik haritalar bir başlangıç noktasından başlanarak birer adım ilerletilir. Başlangıç aday çözümleri de bu mantıkla kaotik haritalar vasıtasıyla oluşturulabilir. Bu şekilde, algoritmaların kaotik birçok versiyonu oluşturulabilir.



Şekil 2.1. Elektromanyetizma algoritmasının akış diyagramı

2.1.2. Merkez Kuvvet Algoritması

Merkez Kuvvet Algoritması (MKA), yerçekimsel alandaki klasik parçacık kinematikinden esinlenilerek oluşturulmuş yeni bir metasezgisel algoritmadır. Çözüm için çok boyutlu bir karar uzayını arar. MKA'yı diğer metasezgisel algoritmalarından örneğin Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Karınca Kolonisi Optimizasyonundan ayıran önemli bir özelliği deterministik olmasıdır. Algoritmanın kurucusu olan Formato (2007) MKA'dan genel olarak şöyle bahsetmiştir. "Bir metasezgisel, farklı problemlere sezgisel metotların uygulanabilir olduğunu göstermek için kullanılabilen algoritmik konseptler kümesidir. Başka bir deyişle, bir metasezgisel farklı optimizasyon problemlerine göreceli olarak az değişiklik yaparak uygulanan genel amaçlı algoritmik bir çerçevedir. Genel bir metasezgisel, herhangi bir matematiksel ispat olmadan önerilir ve çoğu kez biyolojiden alınmış bir metaforun esinlenilirdir (KKO ve PSO önemli örneklerdir). MKA tamda bu biçimde önerilmiştir fakat biyolojinin yerine yerçekimsel alandaki kütlelerin hareketlerinin analogisine dayanmaktadır."

2.1.3. Yüklü Sistem Arama Algoritması

Yüklü Sistem Arama Algoritması (YSAA), fizik ve mekanik prensiplerini temel alan bir metasezgisel algoritmadır. Coulomb yasasından ve Newton'un hareket kanunundan faydalanmıştır. Uzayda bulunan elektrik yüklü parçacıkların birbirlerine uyguladıkları elektrik kuvvetinden kaynaklı oluşan çekim ve itim kuvveti vardır. Bu parçacıklar yükleri oranında birbirini çeker veya iterler. Oluşan elektriksel alanda, parçacıkların uzaydaki yerlerine karar verir. Bu algoritmada da yükün miktarı amaç fonksiyonunun değeri düşünülerek tanımlanır. Deterministik bir algoritma değildir olasılıksal bir algoritmadır. YSAA bir yük hafızası kullandığı için hafızalı bir algoritma olarak tanımlanabilir (Kaveh ve ark., 2010).

2.1.4. Yapay Fizik Algoritması

Doğal fiziksel kuvvetlerden motive olan (William ve ark., 2004) Yapay Fizik Algoritmasının (YFA) temelini oluşturmuşlardır. YFA her bir varlığa fiziksel bir birey gibi kütlesi, pozisyonu ve hızının olduğunu öğretir. Kütle ile optimize edilmeye çalışılan uygunluk arasında bir ilişki vardır. Ayrıca diğer birçok algoritmada olduğu gibi popülasyon tabanlıdır. Birçok algoritmada olduğu gibi bireylerin kütlelerinden ve onların birbirlerine uyguladıkları itim ve çekim kuvvetinden yararlanılarak bireylerin pozisyonlarına karar verilir. Böylelikle en iyi uygunluk alanları bulunabilir (Xie ve ark., 2009).

2.1.5. Akıllı Su Damlaları Algoritması

Akıllı Su Damlaları (ASD) algoritması, su damlalarının doğada birlikte hareketlerinin kendi iç dinamiklerinden ve çevreyle olan etkileşiminden hareketle kurulmuş bir algoritmadır. Bir akarsuyun doğadaki hareketini, kendisini oluşturan su damlaları sürüsünün oluşturduğu düşünülür. Dolayısı ile her bir su damlacığı bireyinin hızı, taşıyacağı su miktarı gibi etkenler nehrin bir bütün olarak hareketini de etkileyecektir. Aynı şekilde içinde hareket ettikleri çevre de, su sürüsünün hareketini etkileyecektir. Örneğin sert bir güzergâh, yumuşak bir güzergâha göre daha dirençlidir. Su damlaların bu tür etmenleri düşünerek başlangıçtan varış noktasına olan en uygun ve de genelde en kısa

güzergâhı bulması düşünülür. Bu da problemin çözümü olarak düşünülür (Kamkar ve ark., 2010).

2.1.6. Nehir Formasyonu Dinamikleri Algoritması

Nehir Formasyonu Dinamikleri (NFD), su damlacıklarının yüzeyi aşındırmasından ve yüzeydeki tortuları biriktirmesi olayından esinlenilerek oluşturulmuştur. Hareket halindeki su damlacıkları geçtikleri yerlerin mertebelerini azaltarak ya da yükselterek değiştirirler. Başlangıç ve hedef noktalar belirlenir. Hedef noktanın yüksekliği sıfıra ayarlanır. NFD'nin analogisi bakımından, bu hedef nokta denizi belirtir ve bu damlalarının ulaşmak istedikleri yerdir. Diğer başlangıç noktaları ise aynı değeri almak koşulu ile belli bir yüksekliğe ayarlanır. Aranılan çözümler ise azalan mertebelerin güzergâhlarında bulunur. Bir başka deyişle azalan gradyanlar inşa edilir ve bu gradyanlar yeni gradyanlar oluşturmak üzere sonraki damlalar tarafından takip edilir ve yeni olanları kuvvetlendirir. Algoritma tüm damlalar aynı çözümü bulana kadar çalıştırılır (Rabanal ve ark., 2007).

2.1.7. Uzay Yerçekimsel Algoritması

Uzay Yerçekimsel Algoritması (UYA) oluşturulurken astrofizik algoritmasından faydalanılmıştır. Einstein'ın genel izafiyet teorisine göre uzay, yerçekimsel alan tarafından şekillendirilir. Bu teoriden hareketle UYA, uzayda bulunan birçok asteroidin en ağır kütleli cisimi yani optimal çözümü bulmak için yaptıkları hareketleri örnek almıştır. Bir asteroid, uzay zaman geometrisindeki değişimlerle kendi etrafındaki en ağır kütleye doğru hareket eder ve ona doğru hızlanır. Daha sonrada bu asteroid kendini çeken bu ağır kütle tarafından tekrardan uzaya fırlatılacaktır. Sonra ağır kütleler aramaya devam edecektir. Yukarıda bahsedilen, ağır kütleli cisim tarafından bir asteroidin tekrardan uzaya fırlatılması olayı bu algoritmaya önemli bir özellik sağlamaktadır. Böylece algoritmanın yerel optimum çözüme takılıp kalma olasılığı çok düşmektedir. Bu da algoritmanın durmadan diğer çözümleri araması anlamına gelmektedir (Hsiao ve ark., 2007).

2.1.8. Parçacık Çarpışması Algoritması

Parçacık Çarpışması Algoritması (PÇA), Genetik Algoritmalar ve Isıl İşlem Algoritması gibi bazı optimizasyon algoritmalarının çeşitli eksikliklerini gidermek için geliştirilmiştir. Örneğin Isıl İşlem Algoritması parametrelerin seçiminde çok hassastır ve Genetik Algoritma ise erken yakınsamaya karşı duyarlıdır. PÇA oluşturulurken genel olarak nükleer çarpışma reaksiyonlarından esinlenilmiştir. Özellikle temelde, saçılmadan (gelen nötronun hedef çekirdek ile çarpışmasından sonra saçılması) ve soğurmadan (gelen nötronun hedef çekirdek tarafından soğurulması) faydalanılmıştır. Isıl İşlem Algoritmasından temel farkı kullanıcı tanımlı parametrelere dayanmamasıdır (Sacco ve Oliveria, 2008).

2.1.9. Büyük Patlama Büyük Sıçrama (BP-BS) Algoritması

Büyük Patlama Büyük Sıçrama (BP-BS) algoritması oluşturulurken, evrenin oluşum teorisi olan Büyük Patlama teorisinden esinlenilmiştir. Bu algorithmada başlangıç popülasyonu Büyük Patlama safhası olarak adlandırılan durumda oluşturulur. Bu da Genetik Algorithmada olduğu gibi gelişigüzel oluşturulur. Büyük Patlama safhasını ise Büyük Sıçrama safhası izler. Büyük Sıçrama, sadece kütle merkezinin hesaplanmasından türetildiğinden dolayı 'kütle' merkezi olarak adlandırılan birçok girişi ve sadece bir çıkışı olan bir yakınsama operatörüdür. Büyük Patlama ve Büyük Sıçrama basamakları birbirini takip eder. İkinci patlamadan sonra kütle merkezi yeniden hesaplanır. Bu başarılı *patlama* ve *daralma* basamakları bir durdurma kriteri sağlanıncaya kadar tekrar eder. Algoritmanın çalışması bittiğinde çözüm adayları kütle merkezi etrafında toplanmış olur (Erol ve Eksin, 2006; Alatas, 2010).

2.1.10. Büyük Sıçrama (BS) Algoritması

Büyük Sıçrama (BS), Kapalı Evren Teorisi'nden esinlenilerek oluşturulmuştur. Evren, ilk oluştuğunda büyük bir patlama gerçekleşmiş ve ortaya çıkan kinetik enerji sayesinde kütleler birbirinden uzaklaşmış ve daha sonra kütleler arasındaki çekim enerjisi kinetik enerjiden fazla olmaya başladığında daralma ya da çökme olarak nitelendirilen olay gerçekleşmiştir. Bu süreç evrende tek bir cismin kalması yani en uygun çözümün oluşması

ile sonuçlanır. Bu tek bir noktaya yakınsama olarak düşünülür. Algoritma uzayda tek bir cisim kaldığında bitirilebilir. Esinlendiği kuram olarak BP-BS algoritmasına benzese de, çeşitli farklılıkları vardır (Kripka ve Kripka, 2008).

2.1.11. Galaksi Tabanlı Arama (GTA) Algoritması

Galaksi Tabanlı Arama (GTA), spiral kaotik hareketlerden esinlenilerek oluşturulmuştur. GTA spiral kaotik hareketlerden faydalanarak çözüm uzayını arar. GTA'da iyi bir çözüm bulmak için galaksinin kolları yavaşça açılır ve arama uzayını kapsar. GTA yerel optimuma takılıp kalmayı engellemek için ya da bu durumu en aza indirmek için kaosu kullanır. Kaotik işleyişten kaynaklı GTA aynı çözüme geri dönmez ve bundan dolayı bulunan çözümlerin çeşitliliği yüksek oranda korunur. Çeşitliliği yüksek tutmak özellikle arama uzaylarında birçok yerel optimumun var olduğu çok modlu problemlerde önemlidir (Shah-Hosseini, 2011).

2.1.12. Yerçekimsel Arama Algoritması

Büyük boyutlu bir arama uzayı ile optimizasyon problemlerinin çözümünde, klasik optimizasyon algoritmaları uygun çözüm bulamaz çünkü arama uzayı problemin boyutu ile beraber üssel olarak artmaktadır. Bu yüzden bu problemlerin çözümünde kesin teknikler (örneğin detaylı aramalar) pratik değildir. Son on yıldan fazladır doğal fenomenlerden esinlenen algoritmalara büyük bir ilgi vardır. Birçok araştırmacı tarafından bu algoritmaların, amaç fonksiyonlarının optimizasyonu, örüntü tanıma, nesne kontrolleri, görüntü işleme, filtre modelleme gibi karmaşık problemlerin çözümüne uygun olduğu gösterilmiştir. Bu zamana kadar çeşitli sezgisel yaklaşımlar araştırmacılar tarafından kabul edilmiştir (Rashedi ve ark., 2009). Yerçekimsel Arama Algoritması diye isimlendirilen ve yerçekimi kanununu temel alan algoritma Newton'un: "Evrendeki her parçacık diğer parçacıklara bir kuvvetle etki eder. Bu kuvvet direkt olarak parçacıkların kütleleri ile doğru orantılı ve parçacıkların aralarındaki uzaklığın karesi ile ters orantılıdır", yasası temel alınarak oluşturulmuştur (Rashedi ve ark., 2009).

2.1.13. Ekstremal Optimizasyon Algoritması

Ekstremal Optimizasyon (EO) birlikte gelişimin Bak-Snappen modeli temeline dayalı kompleks optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilen genel amaçlı yerel arama sezgiselidir. Bu model dinamik sistemlerin kendilerini optimum durumlara organize etme kabiliyeti olarak tanımlanan “kendi kendine organize olmuş kritiklik” fenomenini sergiler. EO sadece bir çözümün uygunluğunu değerlendirmez, çözüm içindeki birbirinden ayrı tüm bileşenleri (elemanları) de değerlendirir. Bu birbirinden ayrı bileşenlerin uygunluk değerlendirmesi EO algoritmasının, diğeriyle yer değiştirebilecek en kötü elemanı belirlemesini sağlar. Yeni elemanın seçimi rassal olduğundan değiştirilen çözüm iyi ya da kötü duruma gelebilir. Bu davranış arama uzayında, algoritmanın yerel çözümden kaçıp erken yakınsamasını engelleyen, tepe tırmanma ve vadi geçişini sağlar (Khan, 2013).

2.1.14. Yerçekimi Alan Algoritması

Yerçekimi Alan Algoritması (YAA) fikri, astronomide geniş şekilde kabul gören gezegenlerin oluşum teorisi Solar Nebular Disk Modeli'nden türetilmiştir. Kompleks astronomi teorisi basitçe şu şekilde özetlenebilir: Birkaç milyar yıl önce, Solar sistemde hiçbir gezegen yoktu; sadece bütün dünya tozla kaplanmıştı. Sonra tozlar kendi iç çekimleriyle birleşti. Uzun zaman sonra kayalar oluştu. Tüm solar sistemin eşik zamanıydı. Bu zamandan sonra, kayalar birlikte birleşmek için hızlıca hareket etti ve büyük kayalar daha küçük kayaları çekti ve bunlar daha büyük kayalar haline geldi. Sonunda, gezegenler ortaya çıktı ve çevrelerindeki kayalar soğurulup emildi. YAA açıklanan bu hipotezin bakış açısından türetilmiştir. Algoritma modelinde, ilk önce çözüm olarak bilinen tozlar gelişigüzel başlatılır ya da ön bilgiye bağlı olarak her toza kütle olarak adlandırılacak ve değerleri de problem çözüm uzayından üretilen kütle fonksiyonuna bağlı bir ağırlık verilir ve sonra YAA başlar. Belli bir toza bağlı ve her iki toz arasında var olan çekim gücü, diğer tozlara da aynı etkiyi yaparak diğer tozları çeker. Böylece tozlar birbiri ile birleşir ve sonunda gezegenler oluşur ve bunlar optimum noktalardır. Eğer global optimum çözüm istenirse, gezegenler tekrar birleşir ve en büyük gezegen ortaya çıkar (Zheng ve ark., 2010).

2.1.15. Yerçekimsel Etkileşim Algoritması

Yüklü Sistem Arama ve Yerçekimsel Arama Algoritmalarına çok benzemektedir. Aynı zamanlarda, bağımsız olarak önerilmiş bir metasezgisel algoritmadır. Bu iki algoritma gelişime karar vermek için; cisimlere, cisimlerin yerleştiği uzaydaki uygunluk fonksiyonuna bağlı olarak kütle ve yük ataması yapar (Flores ve ark., 2011).

2.1.16. Histeritik Optimizasyon

Histeritik Optimizasyon (HO), manyetizmadaki manyetik malzemelerin manyetikliğinin yok olma sürecini temel alan bir sezgisel algoritmadır. Manyetik bir örnek, genliği yavaşça azalan bir alternatif manyetik alana maruz kaldığında, sadece manyetikliği yok olmaz aynı zamanda düşük enerjili bir duruma geçer. Performans, her seferinde daha düşük maksimum genlikle manyetikliliğin yok olma sürecini defalarca uygulayarak sistemi tekrar tekrar çalkalayıp değişiklik yaparak, daha da artırılabilir. Genel olarak HO alternatif sallanmalarla takip edilen akım-manyetiklik yok olma simülasyonudur (Yan ve Vu, 2012).

2.1.17. Birleşik Radyasyon Optimizasyonu

Birleşik Radyasyon Optimizasyonunda (BRO) arama uzayında optimum çözümü aramak için, Einstein'ın genel izafiyet teorisindeki yerçekimsel radyasyon kavramı, temel teori olarak kullanılmıştır. BRO'da arama uzayı, içinde birkaç arama ajanı bulunan hiperuzay olarak düşünülür. Daha iyi bir amaç fonksiyon değerine sahip çözümün, yerinde genişleyen mükemmel olmayan simetrik şekilli süpernovaya sahip olduğu varsayılır. Böyle bir durum için, ağır süpernovadan yerçekimsel radyasyon yayılır. Eğer bir arama ajanı hiperuzayda yalnız kalırsa, yerçekimsel radyasyonun büyük miktarını belirleyen yön, bu yönde bulunan ağır bir yıldız ya da yıldızlar grubunu belirtir. Arama ajanı ağır yıldızların yerleri boyunca hareket eder ve yolda keşfedilmemiş bölgeleri araştırır. Sonunda global bir optimum çözüm üretilir (Chuang ve Jiang, 2007).

2.1.18. Işık Işını Optimizasyon Algoritması

Işık Işını Optimizasyon Algoritması, temeli Fermat Prensibine dayanan ve ışık ışınının en az zamanda hareket etmesine imkân veren ışığın optik kırılma ve yansıma kurallarına bağlı olarak önerilmiş fizik tabanlı metasezgisel bir algoritmadır. Önce arama uzayı ışık ışınlarının farklı hızlarda gittiği, tümü farklı tipte ortamlardan oluşan küçük bölümlere ayrılır. Sonra, her ortamdaki ışık ışınının hızı bölümdeki bazı noktalardaki amaç fonksiyon değerine eşitlenir. Kırılma ve yansıma kurallarıyla, bir ışık yayını (saçması) ekstremumu aramak için farklı ortamlarda hareket eder. Snell'in ışık kırılma kuralına göre, eğer ışık açık bir ortamdan daha koyu bir ortama hareket ederse, ışık kırılır ve yönü değişir. Bu davranış arama ajanının (ışık ışını), optimizasyon sürecinin erken safhalarında arama uzayında araştırma yapmasına ve son safhalarda yakınsamasına izin verir (Shen ve Li, 2012).

2.1.19. Manyetik Optimizasyon Algoritması

Manyetik Optimizasyon Algoritması Manyetik alan teorisinden esinlenilerek geliştirilmiştir. Olası çözümler arama uzayında dağılmış manyetik parçacıklardır. Her manyetik parçacığın uygunluğuna bağlı olarak kütle ve manyetik alan miktarı vardır. Yüksek manyetik alana ve yüksek kütleyle sahip olanlar çözüm için daha uygun olan manyetik parçacıklardır. Bu parçacıklar kafese benzer bir çevrede bulunmaktadır ve komşularına çekim gücü uygular. Önerilen hücresel yapı, global en iyiye hareket etmeden önce yerel komşuların daha iyi kullanılmasına izin verir ve böylece popülasyonun çeşitliliğini artırır (Tayarani ve ark., 2014).

2.1.20. Işın Optimizasyonu

Işın Optimizasyonu, ışının bir ortamdan diğerine geçişi baz alınarak global ya da globale yakın çözüm elde etmek amacıyla önerilen metasezgisel algoritmadır. Işık Işını Optimizasyon Algoritmasına benzemektedir ve Snell'in ışık kırılma kuralına göre yön değiştirme ilkesini, optimizasyon sürecinin erken safhalarında arama uzayını araştırmada ve son safhalarda yakınsamasında kullanır (Kaveh ve ark., 2013).

2.1.21. Spiral Optimizasyon Algoritması

Doğadaki spiral fenomene benzerliğe bağlı, az parametrelili ve kolay uygulanabilir bir metasezgisel algoritmadır. Odaklanan spiral fenomenler tropikal kasırga, tornado ve galaksiler gibi doğa ve uzayda sık ortaya çıkan logaritmik spirale yaklaşıp. Bu spiraller, vektörler bir önceki noktaya referanslı döndükçe kademeli olarak azalan yarıçapla ilişkilendirilir (Benasla ve ark., 2014).

2.1.22. Su Çevrim Algoritması

Su Çevrim Algoritması, su çevrim sürecinin gözlenmesi sonucu ve gerçek dünyada nehirlerin ve akıntuların denize yokuş aşağı akışını baz alan bir metasezgisel algoritmadır. Su çevriminin başlama noktası yoktur ama okyanuslardan başlayarak su çevrimi şöyle özetlenebilir: Su çevrimini harekete geçiren güneş, okyanuslardaki suyu ısıtır, ısınan su da atmosfere buharlaşır. Yükselen hava akımları, su buharını atmosfer içinde yukarıya kadar taşır, orada bulunan daha soğuk hava bulutlar içinde yoğunlaşmaya sebep olur. Hava akımları, bulutları dünya çevresinde hareket ettirir, bulut zerrecikleri bir araya gelerek, büyürler ve yağış olarak gökyüzünden düşerler. Bazı yağışlar, kar olarak dünyaya geri döner ve donmuş su kütleleri halinde binlerce yıl kalabilecek olan buz tepeleri ve buzullar şeklinde birikebilir. Ilıman iklimlerde ilkbahar geldiğinde çoğu zaman kar örtüleri erir ve eriyen su, erimiş kar olarak toprak yüzeyinde akışa geçer ve bazen de sellerine sebep olur. Yağışın çoğu okyanuslara yada toprağa düşerek yerçekiminin etkisiyle yüzey akışı olarak akar. Akışın bir kısmı vadilerdeki nehirlerle karışır ve buradan da nehirler vasıtasıyla okyanuslara doğru hareket eder. Yüzey akışları ve yeraltı menşeli kaynaklar tatlı su olarak göllerde ve nehirlerde toplanır. Bütün yüzey akışları nehirlerle ulaşmaz. Akışın çoğu sızarak yer altına geçer. Bu suyun bir kısmı yüzeye yakın kalır ve yeraltı suyu boşaltımı olarak tekrar yüzeydeki su kütlelerine (ve okyanusa) katılır. Bazı yeraltı suları yer yüzeyinde buldukları açıklıklardan tatlı su kaynakları olarak tekrar ortaya çıkarlar. Sığ yeraltı suyu, bitki kökleri tarafından alınır ve yaprak yüzeyinden terlemeyle atmosfere geri döner. Yeraltına sızan suyun bir kısmı daha derinlere gider ve çok uzun zaman süresince büyük miktarda tatlı suyu depolayabilen akiferleri (suyla doymuş yeraltı materyali) besler. Zamanla bu su da hareket eder ve bir kısmı su döngüsünün başladığı ve bittiği okyanuslara karışır.

Algoritmada yağmur ya da yağışın olduğu varsayılır. En iyi birey (en iyi yağmur damlası) deniz olarak seçilir. Sonra birkaç iyi yağmur damlası nehir olarak seçilir ve diğer kalan yağmur damlaları nehirlerle ya da denize akan akıntı olarak düşünülür (Eskandar ve ark., 2012).

2.1.23. Su Akış Algoritması

Su Akış Algoritması, meteorolojideki hidrolojik çevrim ve doğadaki erozyon fenomenini simüle eden yeni önerilmiş bir metasezgisel algoritmadır. Algoritmanın temel operatörleri yağmur damlaları dağılım simülasyonu, su akışının daima daha düşük pozisyonlara doğru olma özelliği ve engellerin üstesinden gelmek için erozyon sürecidir (Hieu, 2011).

2.1.24. Karadelik Optimizasyon Algoritması

Karadelik Fenomeni

18. yüzyılda John Michell ve Pierre Laplace karadeliklerin niteliklerini tanımlayan ilk öncülerdir. Newton kanununa entegrasyon için yıldızların gözle görülemeyecek biçimde kaybolması teorik olarak formüle edilmiştir, her ne kadar bahsedilen periyotta karadelik olarak bilinmesede ilk defa 1967'de Amerikalı fizikçi John Wheeler tarafından kütlenin çökmesi fenomeni karadelik olarak tanımlanmıştır.

Uzaydaki karadelikler bir yıldızın kütesinin kendi içine çökmesi sonucu ortaya çıkan oluşumlardır. Karadeliklerin çekim gücü ışığın bile kaçamayacağı kadar büyüktür. Çekim gücü, kütlenin küçük bir alanda sıkışıp kalması sonucu çok büyüktür. Yerçekimi alanına giren herhangi bir şey karadelik tarafından yutulacak ve aniden ortadan kaybolacaktır, sonuçta hiçbir şey bu muazzam güçten kurtulamamaktadır. Uzaydaki spiral şekilli bir karadeliğin sınırları olay ufku olarak bilinmektedir. Terminolojide Olay ufkunun yarıçapı Schwarzschild yarıçapı olarak yer almaktadır. Bu yarıçapta, kaçış hızı ışık hızına eşittir ve ışık bir kere bu yarıçaptan geçtiğinde bir daha karadelikten kaçamamaktadır. Hiçbir şey ışık hızından daha hızlı hareket edemediğinden olay ufkunun içinden kaçamamaktadır. Schwarzschild yarıçapı (2.1) deki denklem ile hesaplanmaktadır:

$$R = \frac{2GM}{c^2} \quad (2.1)$$

Burada G yerçekimi sabitini, M karadeliğin kütlesini ve c ışık hızını temsil etmektedir.

Eğer herhangi bir şey olay ufkuna yakın hareket ederse ya da Schwarzschild yarıçapını geçerse karadelik tarafından absorbe edilip yutulur ve kalıcı olarak yok olur. Karadeliklerin varlığı kendisini çevreleyen nesnelere olan etkileri gözlemlenerek anlaşılmaktadır.

Karadelik Optimizasyon Algoritması

Doğa her zaman bir ilham kaynağı olmuştur. Geçen on yıllarca süre zarfında kompleks problemler ve optimizasyon problemleriyle başa çıkabilmek için başarılı algoritmalar ve çeşitli hesaplama araçları geliştirilmiştir. Karadelik Optimizasyon Algoritması, karadelik fenomeninden esinlenen sezgisel tabanlı yeni bir algoritma önermek için oluşturulmuştur.

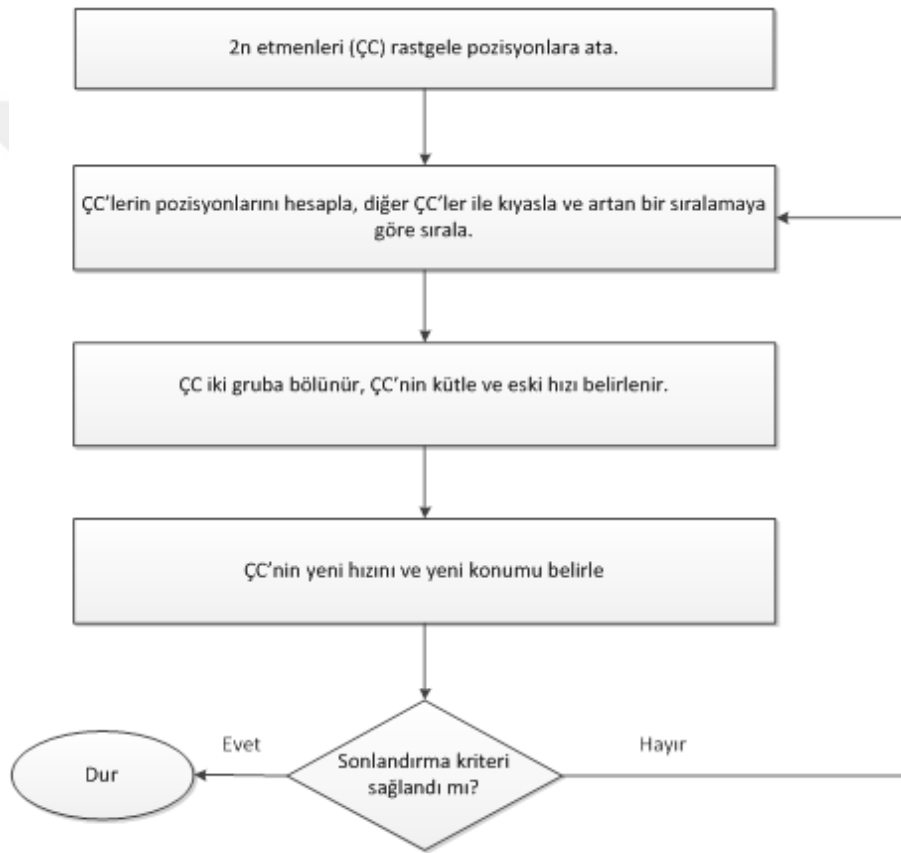
Popülasyon tabanlı diğer algoritmalara benzer şekilde, karadelik algoritması optimizasyon problemini çözmeye; aday çözümlerin başlangıç popülasyonunu oluşturarak ve problemi çözmek için oluşturulmuş amaç fonksiyonu ile başlar. Karadelik algoritmasında her bir özyinelemede aday çözümler arasından en ideal aday çözüm, karadelik olarak seçilir; bu ideal çözüm daha sonra yıldız olarak adlandırılan çevresindeki aday çözümleri çekmeye başlar. Eğer yıldızlardan biri karadeliğe çok yaklaşırsa karadelik tarafından yutulur ve sonsuza dek gitmiş olur. Böyle bir durumda yeni bir yıldız (aday çözüm) rastgele oluşturulur ve oluşturulan yıldız arama uzayında konuşlandırılarak yeni bir arama başlatılır. Karadelik algoritmasının performansını hesaplamak için, algoritma bir Np-Hard problemi olan kümeleme problemine uygulanır. Deneysel sonuçlar, önerilen karadelik algoritmasının çeşitli veri seti kriterlerine göre geleneksel sezgisel algoritmalarından daha iyi bir performansa sahip olduğunu göstermiştir (Abdolreza Hatamlou, 2013).

2.1.25 Çarpışan Cisim Optimizasyonu

Çarpışan Cisim Optimizasyonu (ÇCO), cisimler arasındaki tek boyutlu çarpışmalardan esinlenilerek oluşturulmuş çok adaylı, her bir aday çözümün bir nesne ya da kütlesi olan bir beden olarak kabul edildiği metasezgisel bir algoritmadır. Bu yaklaşımın

en büyük avantajı karar değişkenleri için dahili ayarlama parametrelerine ihtiyaç duyulmamasıdır.

Şekil 2.2’de ÇCO’nun 2D-ÇCO olarak ifade edilmiş iki boyutlu versiyonu tanımlanmış, adım adım algoritmanın çalışma mantığı anlatılmıştır. Bu versiyonda algoritmanın performansını arttırmak için ÇCO formülasyonuna hafıza eklenmiştir. Bu ekleme ÇCO’ndan faydalanılma oranını ve yakınsama oranını arttırmaktadır. Karşılaştırmalı çalışmalar, 2D-ÇCO’nun literatürde yer alan eski algoritmalarla karşılaştırıldığında daha üstün olduğunu göstermiştir.



Şekil 2.2. ÇCO algoritmasının akış diyagramı

1. Aşama: İlkeme
 - 1.1. Basamak: İlkeme. ÇC (Çarpışan Cisim) dizisi rasgele değerler ve amaç fonksiyonun değerleri ile ilklenir.
2. Aşama: Arama
 - 2.1. Basamak: ÇC derecelendirmesi. Her bir ÇC için amaç fonksiyonunun değerleri karşılaştırılır ve artan sıralamaya göre sıralanır.

- 2.2. Basamak: Grupların oluşturulması. ÇC'ler iki eşit gruba ayrılır: (i) sabit grup, (ii) hareketli grup. Daha sonra çarpışma için ÇC çifti tanımlanır.
- 2.3. Basamak: Çarpışmadan önceki hesaplamalar. Çarpışmadan önce her bir gruba ait her bir ÇC'in kütlesi ve hızı hesaplanır.
- 2.4. Basamak: Çarpışmadan sonraki hesaplamalar. Çarpışmadan sonra her bir gruba ait her bir ÇC'in hızı hesaplanır.
- 2.5. Basamak: ÇC'lerin güncellenmesi. ÇC'lerin yeni konumları hesaplanır.
3. Aşama: Sonlandırma kriteri kontrolü
 - 3.1. Basamak: sonlandırma kriterine ulaşıncaya kadar arama aşamasının basamakları tekrarlanır (Kaveh ve ark., 2015).

2.1.26. Elektromanyetik Alan Optimizasyonu

Elektromanyetik Alan Optimizasyonu (EAO), daha önceden oluşturulmuş etki temelli algoritmaların desteklediği şekilde ve bunların büyük çoğunluğunda lokal minimumu bulma şansını arttıran parçacıkların en ideal parçacığa doğru çekilmesi gerçeğine uygun şekilde; iki fenomenen esinlenilerek oluşturulmuş fizik temelli optimizasyon algoritmasıdır. İlk fenomen farklı polarizasyona sahip elektromıknatıslar arasındaki itme-çekme kuvvetleridir ve ikinci fenomen doğadan esinlenilen tanrının parmak izi olarak bilinen altın orandır.

Elektromanyetik Alan Optimizasyonu farklı polarizasyona sahip elektromıknatısların davranışlarından esinlenmektedir ve sonuçta doğadan esinlenilen altın oran olarak bilinen oranın avantajına sahiptir. EAO'nda olası bir çözüm elektromıknatıslardan oluşan bir elektromanyetik parçacıktır ve elektromıknatısların sayısı optimizasyon probleminin değişkenlerinin sayısı tarafından belirlenir. EAO, popülasyonun üç alana (pozitif, negatif ve nötr) bölüdüğü popülasyon tabanlı bir algoritmadır; bu üç alanın elektromıknatısları arasındaki itme-çekme kuvvetleri parçacıkları global minimuma doğru yönlendirir. Altın oran, parçacıkların hızlı ve etkili bir şekilde yakınsamasında etkili olan itme ve çekme kuvvetleri arasındaki oranın belirlenmesini sağlar. 30 çok boyutlu test fonksiyonu üzerinde yapılan deney sonuçları, EAO'nun doğruluk ve yakınsama alanlarında diğer modern optimizasyon algoritmalarından daha üstün olduğunu göstermektedir (Abedinpourshotorban ve ark., 2015).

2.1.27. Genel Görelilik Arama Algoritması

Genel Görelilik Arama Algoritması (GGAA), Genel Görelilik Teorisinden esinlenilerek oluşturulmuş evrim tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır. GGAA’nda parçacıklar (adaylar) popülasyonu, yerçekimsiz alanların dışında kalan ve bu alanlardan bağımsız bir bölge olarak düşünülür. Bu parçacıklar minimum hareket ile bir noktaya doğru hareket etmektedir. Genel Görelilik Teorisine uygun şekilde parçacıklardan oluşan bir sistem, kütesini korumaktadır ve her bir parçacık eğik bir zaman uzayında jeodezik yörüngeleri boyunca hareket etmektedir.

Fiziksel hareket kurallarına göre, parçacıklardan oluşan bir sistem bir noktaya minimum hareket ile gider. Bu kavramdan ilhamla, GGAA optimizasyon probleminin optimal noktasına hareket eden aday çözümleri oluşturmaktadır. Önerilen optimizasyon algoritmasının performansı çeşitli standart test fonksiyonları kullanılarak incelenmektedir. Algoritmanın optimizasyon problemlerini çözmedeki verimliliği ve yetenekleri iyi bilinen iki meta sezgisel arama metodu üzerinden karşılaştırmalı çalışmalar ile gösterilmektedir; Genetik Algoritma ve Parçacık Sürü Optimizasyonu. Sayısal simülasyon sonuçları, GGAA’nın farklı kalite testi fonksiyonlarının optimal çözümlerini bulmadaki verimliliğini, kesinliğini ve yakınsama hızını göstermektedir (Beiranvand ve ark., 2015).

2.1.28. Kasırğa Temelli Optimizasyon Algoritması

Kasırğa, tropikal ve yarı tropikal okyanuslarda oluşan sıcak bir merkeze sahip düşük basınçlı bölgelerdir. Kasırğanın merkezi göz olarak bilinmektedir. Gözün hemen dışındaki bölge olan göz duvarı bölgesi, güçlü uzun/ derin bulutlar bölgesidir ve en güçlü rüzgârların gözlendiği yerdir. Yağmur bandı olarak adlandırılan kuşatıcı spiral bantlar; uzun/ derin bulutlar, şiddetli yağmur ve güçlü rüzgârlardan oluşan lokal bölgelerdir.

Kasırğa Temelli Optimizasyon (KTO) algoritmasında, önde gelen kavram ve fikirler doğadan esinlenilerek oluşturulmuştur ve kasırğa gözlemlerine, radyal rüzgâr ve basınç profillerine dayanmaktadır. KTO’da, gerçek dünyada göz emülasyon kasırgaları olarak adlandırılan rüzgâr profilleri, düşük basınç alanından dışarıya doğru spiral yönde hareket eder. Bu işlem sırasında rüzgâr profilleri optimal çözüm olarak düşünülen daha düşük basınç alanlarını araştırır. Performansını göstermek için KTO farklı boyutlardaki çeşitli test fonksiyonları ile test edilmiştir. İstatistiksel sonuçlar, önerilen bu metodun lineer

olmayan çeşitli fonksiyonların çözümünde ne kadar etkili olduğunu göstermektedir (Rbouh ve ark., 2014).

2.1.29. Optik Temelli Optimizasyon

Yansıma kurallarına göre, yansıtıcı konkav (içbükey) yüzey/ayna ışık ışınının yakınsamasına neden olmaktadır ve konveks (dışbükey) yüzey/ayna ışık ışını dışarı yansıtacak özelliktedir ve böylece hepsi ıraksamaktadır. Bu yakınsama ve ıraksama davranışları, nesne ve ayna arasındaki uzaklığa bağlı olarak eğik aynaların görüntüleri farklı şekillerde göstermesine neden olur. Böyle bir optik fenomen, numerik optimizasyonun arama işlemine optik temelli optimizasyon (OTO) adlı yeni bir algoritma aracılığıyla metaforik olarak modellenir.

OTO algoritmasında nümerik fonksiyonun yüzeyi, her pikin dışbükey ayna gibi yansıtma ve her bir inmenin içbükey ayna gibi yansıtma özelliğinin olduğunun varsayıldığı yansıtıcı bir yüzey gibi davranmaktadır. Her birey, yüzeyin konveks veya konkav olduğu göz önüne alındığında yapay ışın parıltısının fonksiyon yüzeyi tarafından geri yansıtıldığı yapay bir obje (veya ışık noktası) olarak kabul edilir ve yapay görüntü optik fiziği temelli ayna eşitliklerine uygun şekilde oluşturulur (aday çözüm arama uzayında üretilir). OTO'nun yanı sıra onun, DOTO (OTO temelli dönüş) ve KOTO (konveks kombinasyon temelli OTO) algoritmaları adlı farklı varyantları üretilir ve kapsamlı hesaplama çalışmaları ile yeni algoritmaların yeteneklerinin keşfedilmesi sağlanır. Kalite testi fonksiyonları üzerindeki karşılaştırmalar ve gerçek dünyadaki mühendislik dizaynı uygulamaları (santrifüj pompası optimizasyonu vb.) bu yeni algoritmanın etkili olduğunu ve daha az girdi parametresi kullanım avantajı ile çoğu mevcut optimizasyon algoritmalarından daha iyi veya onlara eşit değerde sonuçlar verdiğini göstermiştir (Kashan, 2014).

2.2. İyon Hareket Optimizasyonu Esinlenme ve Çalışma Mantığı

Tez kapsamında yeni bir kümeleme algoritması olarak tasarlanacak İyon Hareket Optimizasyon (İHO) (Javidy ve ark., 2015) algoritmasının kısa tanıtımı yapılacaktır.

İHO algoritmasının temelinde iki farklı iyondan esinlenme vardır: Anyon (negatif yüklü parçacık) ve katyon (pozitif yüklü parçacık). İHO algoritması hedef popülasyonu negatif yüklü ve pozitif yüklü iyonlardan oluşan iki gruba ayırmaktadır ve bu grupları iyonların önemli karakteristik özelliklerine (aynı yüklü iyonlar birbirlerini itmekte fakat zıt yüklü iyonlar ise birbirini çekmektedir) göre geliştirmektedir. Katı halde iyonlar arasındaki yüksek çekim gücü iyonların serbest dolaşımını engellediği için iyonlar, sıvı durumda katı haldeki (kristal) hareketlerine oranla daha özgür hareket etmektedir.

Aslında iyonlar çok küçük hareketler yapmakta ve genellikle katı haldeyken buldukları pozisyonda titreşmektedirler. İHO algoritması, optimizasyonu gerçekleştirirken çeşitliliği ve yoğunlaşmayı sağlamak için bu iki aşamayı taklit etmektedir.

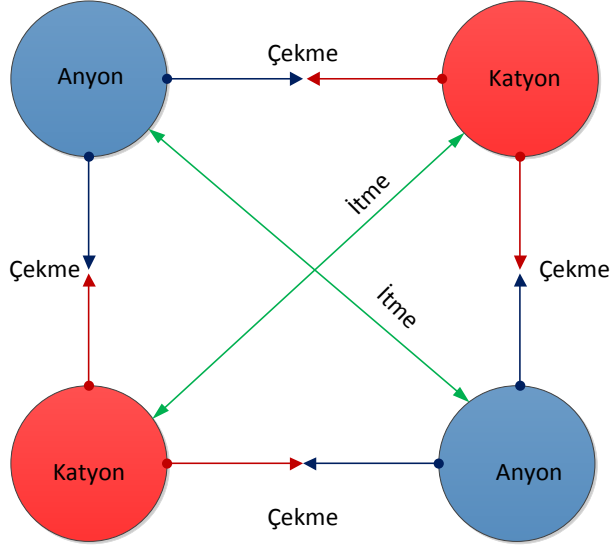
Bu bölümde öncelikle İHO algoritmasının esinlenme kaynağından bahsedilmektedir. Sonrasında matematiksel modeli ve algoritması sunulmaktadır.

2.2.1. Esinlenme

“İyon” kelimesi yunanca bir terimdir. Bu terim İngiliz Fizikçi Michael Faraday tarafından 1834 yılında tanıtılmıştır. Genel konuşulacak olunursa, yüklü parçacıklar iyon olarak adlandırılır ve iki türü vardır:

- Anyon: Negatif yüklü iyonlar(-)
- Katyon: Pozitif yüklü iyonlar(+)

Şekil 2.3’de anyon ve katyonların kavramsal modelleri açıklanmaktadır. İHO algoritmasının temel esin kaynağını zıt yüklü iyonların birbirini çekme eğilimine karşın, aynı yüklü iyonların birbirini itme eğilimi oluşturmaktadır. Şekil 2.3’de ayrıca anyon ve katyonlar arasındaki itme ve çekme kuvvetleri de tasvir edilmektedir.



Şekil 2.3. Anyon, katyon, çekme ve itme kuvvetlerinin kavramsal modeli

İHO algoritmasında verilen bir optimizasyon probleminin aday çözümleri, anyonlar (negatif iyon) ve katyonlar (pozitif iyon) şeklinde iki gruba ayrılır. İyonlar belirli bir problem için aday çözümleri tanımlar ve çekme/itme kuvvetleri, iyonların arama uzayında hareket etmesini sağlar. Zıt yüklü ideal iyonlara doğru hareket için İHO iyon algoritmasına ihtiyaç vardır. İyonlar uygunluk durumlarına bakılarak hesaplanır, böylece iyonların uygunlukları amaç fonksiyonun değeriyle orantılıdır. Bilindiği üzere katyonlar en ideal anyona doğru hareket ederken anyonlarda en ideal katyona doğru hareket eder. Hareket miktarları aralarındaki çekme/itme kuvvetlerinin büyüklüğüne bağlıdır. Bu kuvvetin büyüklüğü her bir iyonun ivmesini belirtir (Javidy ve ark., 2015).

Buraya kadar, İHO algoritmasındaki iyonların hareketi, yineleme boyunca iyonların gelişmesini garanti eder. Bununla birlikte çeşitlendirme ve yoğunlaştırma için herhangi bir mekanizma bulunmamaktadır. İyonların sırasıyla çeşitlendirilmesi ve yoğunlaştırılması ihtiyacına karşın, iyonların birbirinden farklı iki fazda olabileceği kabul edilmektedir: sıvı katya karşı.

2.2.2. Sıvı Hal (Çeşitlilik)

Sıvı haldeki iyonlar daha fazla hareket serbestisine sahiptir. Buna ek olarak zıt yüklü iyonlar arasındaki çekim kuvveti, aynı yüklü iyonlar arasındaki itme kuvvetinden daha fazladır. Bu aşamada arama uzayında arama yaparken itme kuvvetini göz ardı edebilmek için İHO'ya ihtiyaç vardır. Çekim kuvvetini hesaplarken hesabı etkileyen tek

etmenin iyonlar arasındaki uzaklık olduğu kabul edilmektedir, böylece matematiksel model şu şekilde önerilmiştir.

$$AF_{i,j} = \frac{1}{1+e^{-0.1/AD_{i,j}}} \quad (2.2)$$

$$CF_{i,j} = \frac{1}{1+e^{-0.1/CD_{i,j}}} \quad (2.3)$$

$AD_{i,j} = |A_{i,j} - Cbest_j|$, $CD_{i,j} = |D_{i,j} - Abest_j|$, i iyonun başlangıç değeri, j boyutu temsil etmektedir, $AD_{i,j}$ i . deki anyonun j . konumundaki en ideal katyondan uzaklığıdır, $CD_{i,j}$ i . katyonunun j . konumundaki en ideal anyondan uzaklığıdır, $AF_{i,j}$ anyonların oluşturduğu bileşik çekim kuvveti etkisidir ve $CF_{i,j}$ katyonların oluşturduğu bileşik çekim kuvveti etkisidir.

(2.2) ve (2.3)'deki denklemlere göre, iyonlar arasındaki kuvvetler aralarındaki mesafeler ile ters orantılıdır. Büyük mesafe düşük çekim kuvveti demektir. Başka bir deyişle iyonların uzaklıkları zıt yüklü ideal iyondan fazla olduğunda, daha düşük bir çekim kuvveti uygulanır. (2.2) denkleminde göre çekim kuvveti 0.5 ile 1 arasında değişir.

Kuvvetler hesapladıktan sonra anyon ve katyonların pozisyonları aşağıdaki gibi güncellenir.

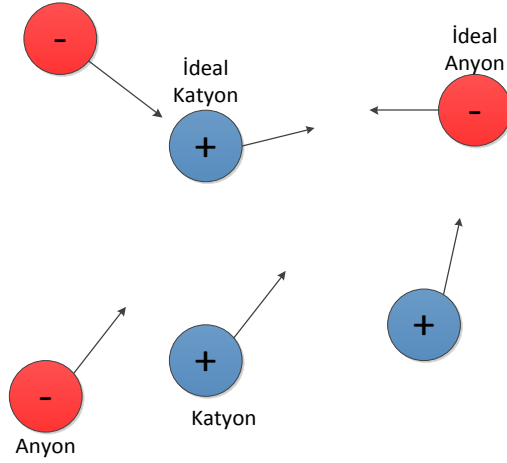
$$A_{i,j} = A_{i,j} + AF_{i,j} \times (Cbest_j - A_{i,j}) \quad (2.4)$$

$$C_{i,j} = C_{i,j} + CF_{i,j} \times (Abest_j - C_{i,j}) \quad (2.5)$$

i iyonun indeks değerini ve j boyut indeksini temsil eder.

(2.4) ve (2.5)'teki eşitliklere göre, sadece kuvvet faktörü her bir iyonun zıt yüklü ideal iyona doğru ivmesini belirler. $Cbest_j$ ve $Abest_j$ muhtemel en ideal anyon ve katyonu temsil etmektedir.

Matematiksel modellerden anlaşılacağı gibi, sıvı faz da hiçbir rastgele bileşen yoktur. Hareketler mesafeler ile orantılı olmasına rağmen iyonlar, arama uzayı etrafında çeşitlilik göstermektedir. Şekil 2.4 sıvı fazda iyon hareketlerinin kavramsal modelini göstermektedir.



Şekil 2.4. İyonların sıvı fazda en ideal iyonlara doğru hareketi

İyonlar zıt yüklü iyonlar tarafından çekilme eğiliminde oldukları sürece, arama garanti edilebilir. Yineleme sayısı arttıkça, daha çok sayıda iyon zıt yüklü ideal iyonla etkileşime girmekte ve bu iyonla doğru yönelmektedir ve çeşitlilik/arama giderek azalmaktadır. Bu tam da iyonların doğada bir sıvıdan bir kristal oluşturmasında olan şeydir. İHO'nun aday aramasının kristal faza geçmesinin aynı zamanda anlamı, sonunda arama uzayında bir çözüme yakınsamasıdır (Javidy ve ark., 2015).

2.2.3. Kristal Faz (Yoğunlaştırma)

Kristal fazında, iyonlar en uygun noktaya doğru yönelmekte ve böylece yakınsama oluşmaktadır. Arama uzaylarının bilinmeyen şekilleri nedeniyle yakınsama ancak lokal optimuma doğru meydana gelebilir. Bundan dolayı, bu fazdaki yerel optimal tuzağa yakalanma durumunda, tuzağa yakalanmış bu iyonları lokal optimalden kurtarmak için bir mekanizma önerilmektedir.

Doğada iyonik kristaldeki anyon ve katyonlar çekim güçlerini maksimize edecek şekilde düzenlenmiş durumdadır. Katı fazdaki aynı yüklere dışarıdan bir kuvvet uygulandığında, üretilen itme kuvveti katıyı parçacıklara böler. Lokal optimale yakalanma sorununu çözmek için bu fenomen Şekil 2.5'deki gibi matematiksel olarak modellenmektedir (Javidy ve ark., 2015).

```

if(CbestFit >= CworstFit/2 and AbestFit >= AworstFit/2)
if rand() > 0.5
     $A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest - 1)$ 
else
     $A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest)$ 
endif
if rand() > 0.5
     $C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest - 1)$ 
else
     $C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest)$ 
endif
if rand() < 0.05
    RE – ilk deęerleri verilmiř  $A_i$  ve  $C_i$ 
endif
endif

```

Şekil 2.5. Kristal fazda iyonların hareketini gösteren sözde kod

Şekil 2.5’de yer alan Φ_1 ve Φ_2 [-1, 1]’deki rastgele sayılardır ve *rand()*, [0, 1]’den rastgele sayı döndüren bir fonksiyondur.

Yukarıdaki sözde kodlara göre, en kötü iyonun ortalama uygunluğunun en ideal iyonun uygunluğuna eşit ya da küçük olması durumunda sıvı halden katı hale geçiş için bir koşul vardır. Böyle bir durum gerçekleşirse, anyon ve katyonların en ideal anyon ve katyon etrafında rastgele yayılmış olması beklenir. Φ parametresi -1 ve 1 arasında rastgele bir sayıdır.

CworstFit ve *CbestFit* en iyi ve en kötü katyonların sırasıyla uygunluk parametreleridir. Buna ek olarak *AworstFit* ve *AbestFit* en kötü ve en iyi anyonun uygunluklarıdır. Çeşitliliği artırmak amacıyla, en sonunda bir dizi anyon ve katyon düşük bir olasılığa göre yenilenir. Şekil 2.5’deki ilk iki *if-else* ifadesi birleştirilebilir olmasına rağmen, (2.6), (2.7), (2.8), (2.9), (2.10), (2.11), (2.12) ve (2.13) denklemlerindeki 4 olguyu sağlamak için bu iki koşulun birbirinden ayrıldığı unutulmamalıdır.

- Her iki *if-else* ifadesinin karşılanması durumunda:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest - 1) \quad (2.6)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest - 1) \quad (2.7)$$

- Birinci *if-else* ifadesinin karşılanmasına karşın ikincinin karşılanmaması:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest - 1) \quad (2.8)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest) \quad (2.9)$$

- Birinci *if-else* ifadesi karşılanmazken ikinci karşılandığında:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest) \quad (2.10)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest - 1) \quad (2.11)$$

- Başlangıçtaki iki *if-else* ifadesinin karşılığı olmadığı durumda:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest) \quad (2.12)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest) \quad (2.13)$$

Buna karşılık, ilk iki *if-else* ifadesinin sonuçları sadece iki olası durumda birleştirilebilir:

- Birleştirilmiş *if-else* ifadeleri karşılandığında:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest - 1) \quad (2.14)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest - 1) \quad (2.15)$$

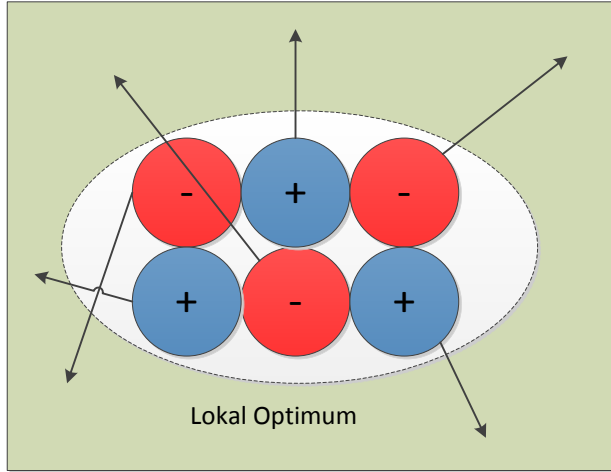
- Birleştirilmiş *if-else* ifadelerinin karşılanmadığı durumlarda:

$$A_i = A_i + \Phi_1 \times (Cbest) \quad (2.16)$$

$$C_i = C_i + \Phi_2 \times (Abest) \quad (2.17)$$

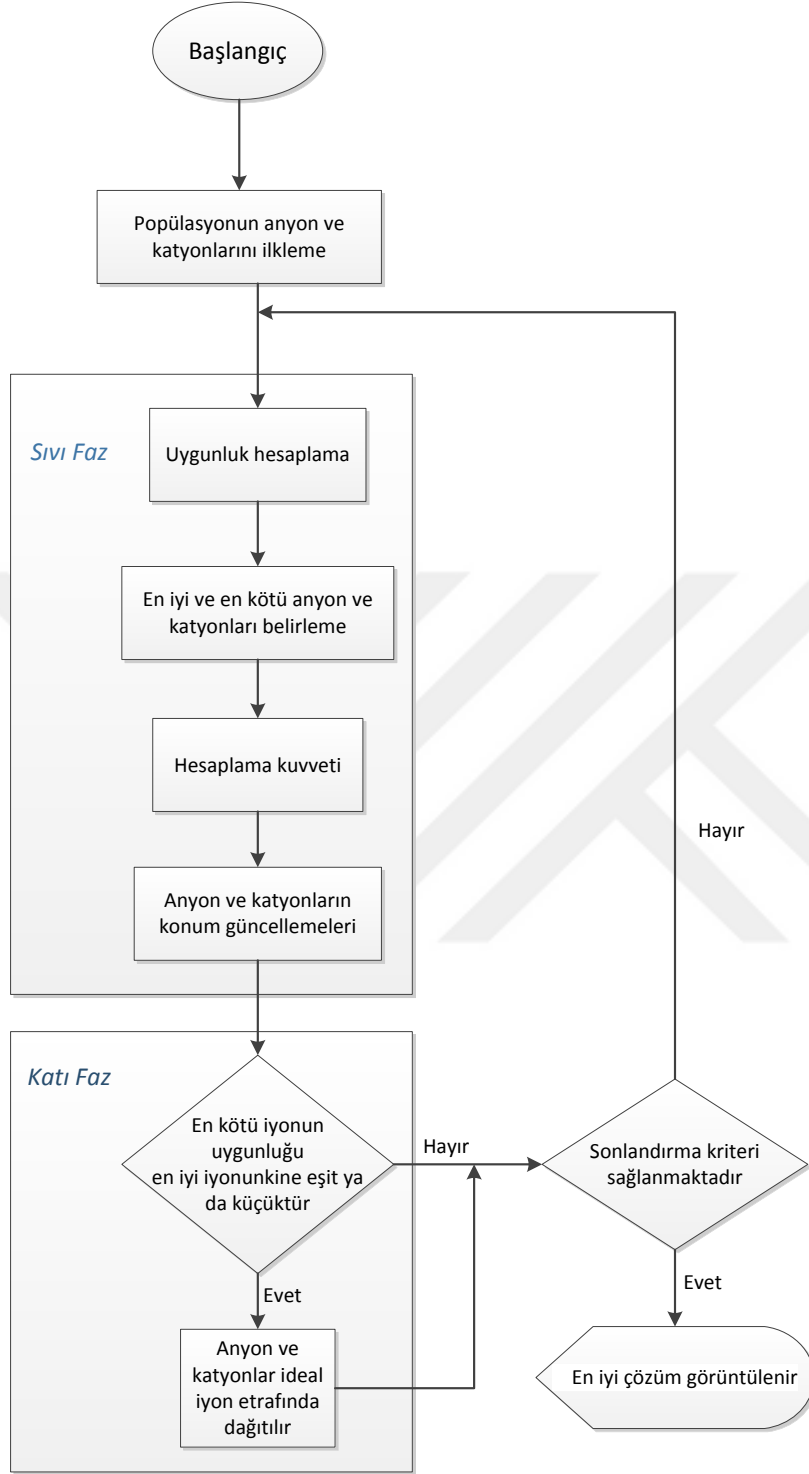
Bu iki koşulun birbirinden ayrılması lokal optimal durağanlığı verimli çözüme önerilen algoritma için hareket çeşitliliğini sağlamaktadır.

Şekil 2.6 kristal fazdaki iyonların dağılımını göstermektedir. Bu faz, optimizasyon sırasında iyon çeşitliliğini sağlamaktadır. Bu fazdan sonra, iyonlar tekrardan sıvı faza geçer ve arama uzayında arama başlar. İHO algoritmasının genel aşamaları Şekil 2.7'de gösterilmektedir.



Şekil 2.6. İyonların kristal fazda optimum civarında hareketi (Javidy ve ark., 2015)

Şekil 2.7’de İHO algoritmasının rastgele çözüm kümeleri üreterek optimizasyona başladığı görülmektedir. Optimizasyon sırasında yada optimizasyonun başlangıcında bütün rastgele çözümlerin $r(ub_i - lb_i) + lb_i$ denklemi kullanılarak üretildiği; r değerinin $[0,1]$ aralığında rastgele tekdüze dağılım oluşturan bir sayı üreticisi olduğu, lb_i ’nin i . değişkeninin alt sınırını gösterdiği ve ub_i ’nin i . değişkeninin üst sınırını gösterdiği unutulmamalıdır. Bu aşamada, iyonlar rastgele ve eşit bir şekilde iki farklı gruba ayrılır: anyonlar ve katyonlar. Sonrasında bütün iyonların karşılıklı uygunluğu hesaplanır. Hesaplanan uygunluk değerlerine göre, en iyi ve en kötü anyonlar seçilerek uygun değişkenlerde saklanır. Çekim kuvvetleri ve pozisyonlar sırasıyla (2.2), (2.3), (2.4) ve (2.5) denklemleri tarafından güncellenir. Her bir yinelemede, kristal faz koşulu sağlanıyorsa, iyonlar kristal faza geçer. İyonlar bir bitiş kriteri sağlanıncaya kadar sıvı ve katı faza geçişlerini devam ettirir. Sonunda, en ideal iyon global optimumun gerçeğe en yakın yaklaşımı olarak seçilmektedir (Javidy ve ark., 2015).



Şekil 2.7. İHO algoritmasının genel adımları

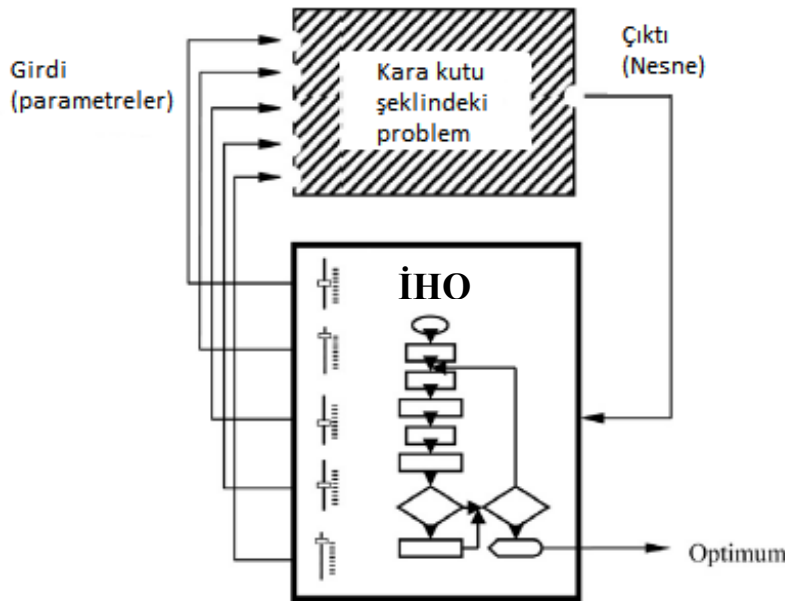
Optimizasyon adımlarından, İHO algoritmasının verilen bir problem için rastgele çözüm kümeleri üreterek çalışmaya başladığı şeklinde bir sonuca ulaşılabilir. Bu problem test amaçlı bir problem ya da gerçek bir problem olabilir. İHO algoritması problemin parametrelerini değiştirmeyi sürdürür ve çıktıları denetler. İHO algoritmasının temel işlem aşaması, problem ile ilişkili hesaplanan çözümleri birleştirme yöntemlerine karar verirken gerçekleşmektedir. Şekil 2.7'deki akış şeması çözüm modifikasyonlarının anlatılan iki aşamada açık bir şekilde yapıldığını göstermektedir.

Burada önerilen algoritma için problem temsilinin oldukça basit ve anlaşılır olduğu belirtilmelidir. İHO algoritması, bütün giriş değerlerini tek bir vektör olarak kabul edebilecek şekilde tasarlanır. Bu sayede herhangi bir optimizasyon problemi; sunulan İHO algoritmasıyla minimizasyon problemi olarak (genelliğini kaybetmeden) (2.18) ve (2.19)'da tanımlanan denklem gibi formüle edilebilir:

$$\text{Minimize: } F(\vec{X}) \quad (2.18)$$

$$lb_i \leq x_i \leq ub_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.19)$$

$\vec{X} = [x_1, \dots, x_n]$ olduğunda, F amaç fonksiyonu, n parametre sayısını (problemin değişkenlerini), lb_i i . değişkeninin alt sınırını, ve ub_i i . değişkeninin üst sınırını temsil etmektedir.



Şekil 2.8. İHO algoritmasının problemleri kara kutu şeklinde ele alması

(2.18) ve (2.19) denklemlerinden anlaşıldığı gibi problem temsili önerilen algoritmanın yapısından bağımsızdır. Başka bir deyişle, dizaynı yapan kişi İHO algoritmasının yapısını bilmek zorunda değildir, halen problem formülasyonu İHO algoritmasını kullanmak için anahtar basamaktır. Problem bir kere belirlendiğinde ve parametreler tanımlanarak, parametrelerin değer aralığı, ve amaç fonksiyonu, formüle edildiğinde dizaynı yapan kişi problemin global optimumunu belirlemek için İHO algoritmasını kullanabilir.

Problemin ve İHO'nun bağımsızlığı, problemin Şekil 2.8'deki kara kutuda gösterildiği haliyle göz önünde bulundurulmasına bağlıdır. Burada bu algoritmanın, sadece verilen problem için bir çözüm kümesini sağladığı ve problemle ilişkili sonuçları incelediği anlaşılmaktadır. Bu giriş ve çıkış parametrelerine bağlı olarak, önerilen algoritma muhtemel çözümleri geliştirmek ve dolayısıyla daha iyi sonuçlar elde etmek için giriş parametreleri üzerinde nasıl bir değişiklik yapılacağına karar verilmesini sağlar (Javidy ve ark., 2015).

Literatüre henüz yeni girmiş ve üzerinde hiçbir çalışma yapılmamış algoritma olan İHO; nicel verilerde kümeleme kurallarının bulunması gibi kompleks mühendislik problemlerine yeni bir yöntem olarak önerilmiş olacaktır.

2.3. Veri Madenciliği

Bilişim alanındaki hızlı gelişmelere bağlı olarak veriler dijital ortamlara kaydedilmeye başlanmıştır. Veri madenciliği kısaca özetlenecek olunursa büyük veri yığınları içinden çeşitli matematiksel modeller ve istatistiksel uygulamalar sonucunda anlamlı veriler elde edebilme sürecidir. Bu süreçte İstatistik, makine öğrenmesi, bellek tabanlı teknikler, yapay zekâ gibi disiplinlerin yanı sıra karar ağaçları, yapay sinir ağları ve bulanık mantık gibi sınıflandırma tekniklerinden ve kümeleme tekniklerinden faydalanılmaktadır. Veri madenciliği ile veri yığınları arasındaki gizli bilgilerin gün yüzüne çıkarılarak çeşitli amaçlar için kullanıma hazır hale getirilmesi amaçlanmaktadır. Müşteri profillerinin ortaya çıkarılmasında ve müşterilerin alış-veriş eğilimlerinin saptanmasında, yüksek kazanç getirme potansiyeli olan müşterilerin tespitinde, şirketlerin araştırma için ayırdığı bütçenin azaltılmasında ve geçmiş veriler kullanılarak müşteriler için rol model oluşturulmasında veri madenciliğinden sıkça faydalanılmaktadır. Günümüzde özellikle satış ve pazarlama, bankacılık ve sigortacılık, borsa, üretim ve planlama sektörlerinde ve karar destek sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Veri madenciliğinde kullanılan temel yöntemler; istatistiksel yöntemler, genetik algoritmalar, kümeleme algoritmaları, yapay sinir ağları ve karar ağaçlarıdır.

Veri madenciliğinin temel süreci şu şekildedir:

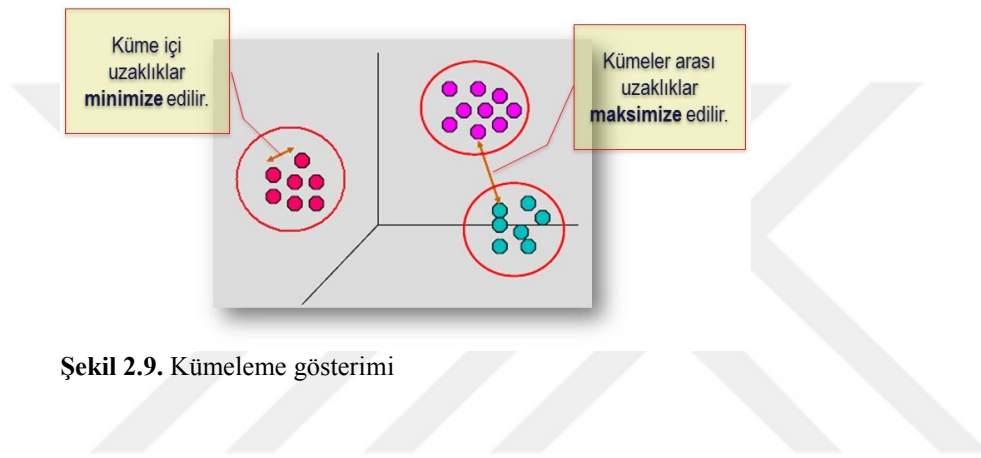
- Problemin tanımlanması
- Verilerin hazırlanması
- Verilerin toplanması ve amaca uygun hale getirilmesi
- Veri yığını üzerinde birleştirme işlemleri
- Veri yığnında yer alan kullanışsız verilerin temizlenmesi
- En ideal modelin seçilip kurulması ve değerlendirilmesi
- Modelin kullanılması ve modelin izlenmesi.

2.3.1. Kümeleme

Kümeleme, verileri anlamlı ve/veya kullanışlı kümelere (gruplara) ayırma işidir. Kümeleme analizi, birbirine benzer olan bireylerin, benzerlik veya uzaklık ölçülerine göre göreceli olarak homojen gruplar altında toplanmasını amaçlayan çok değişkenli bir istatistiksel analiz yöntemidir (Larose 2006; Kurtuluş 2004) ve veri madenciliği açısından

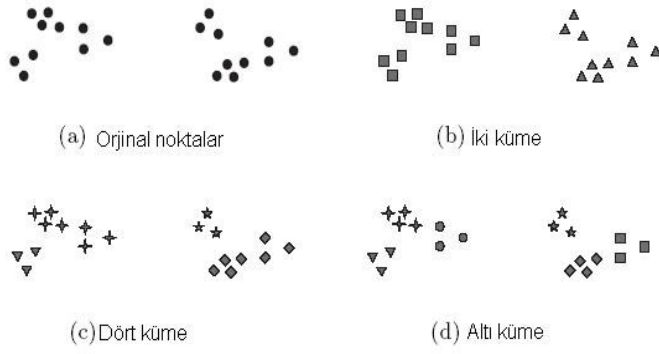
da çok önemli bir görevdir. Amaç aynı grup içerisindeki nesnelerin birbirine benzer veya ilişkili olması; farklı gruptakilerin ise birbirinden farklı olması ya da ilişkilerinin bulunmamasıdır. Başka bir ifadeyle kümelemenin amacı, verilerin küme içi diğer verilere benzerliği en büyük ve küme dışı verilere benzerliği en küçük olacak biçimde kümeler belirlemektir (Şekil 2.9).

Kümelemenin karakteristiğini belirleyen benzerlik ölçütü, uygulamaya ve çözüm yaklaşımına göre değişkenlik gösterir. Verilerin benzerliği, basit bir uzaklık metriği ile ölçülebileceği gibi, yoğunluk, komşuluk, bağlantılılık vb. özel kavramlar da kullanılabilir.



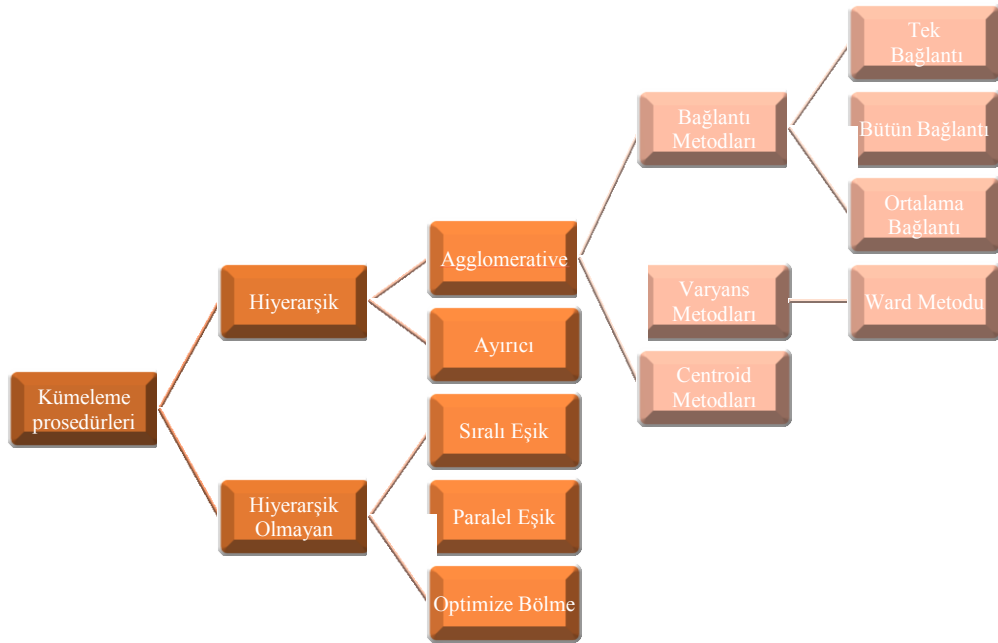
Başta veri madenciliği olmak üzere çok boyutlu istatistiksel tahminleme, vektör niceleme, makine öğrenmesi vb. araştırma alanlarının konusu olan kümelemenin tıp, biyoinformatik, ekonomi, mühendislik, astronomi ve yerbilim, sosyal bilimler gibi alanlarda önemli uygulamaları vardır (Xu ve Wunsch, 2009; Berkhin, 2002).

Aynı gruptakilerin birbirine benzeme oranı ya da farklı gruptakilerin ise birbirinden farklı olma oranları, kümelemenin ne kadar iyi olduğunun ya da kümelerin birbirlerinden ne kadar keskinlikle ayrıldıklarının göstergesidir. Şekil 2.10'da gösterildiği gibi bir veri farklı tekniklerle farklı kümelere ayrılabilir.

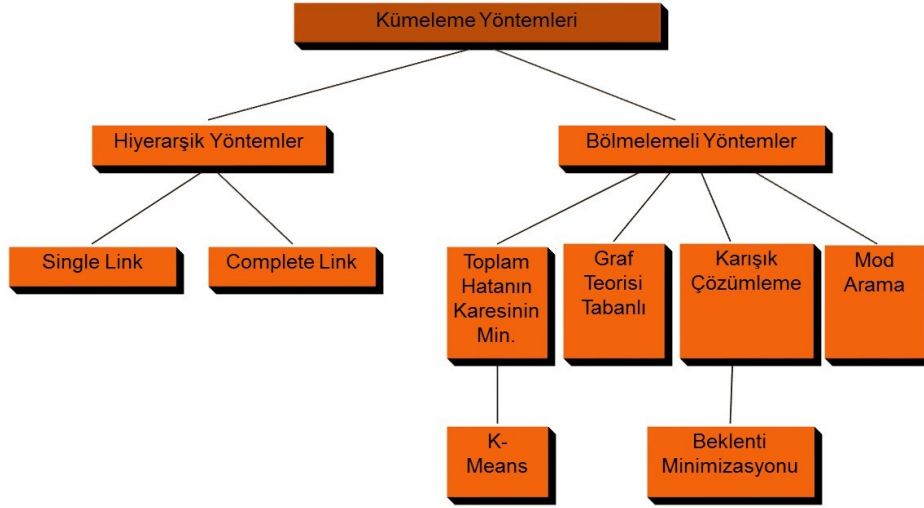


Şekil 2.10. Aynı noktalardan oluşan bir setin değişik yollarla kümelenmesi

Kümeleme analizi için birçok algoritma öne sürülmüştür. Ancak literatürde bu algoritmalar iki başlık altında toplanmıştır. Bunlardan ilki, hiyerarşik ağaç (dendogram) oluşturan hiyerarşik kümeleme tekniği, diğeri ise hiyerarşik olmayan kümeleme tekniği olarak adlandırılmaktadır. Her iki teknikte de ortak amaç kümeler arasındaki farklılıkları ve kümeler içi benzerlikleri en yüksek düzeye çıkarmaktır. Yani, küme içi homojenlik artırılırken kümeler arası homojenlik ise azaltılmaktadır. Hangi tekniğin kullanılacağı küme sayısına bağlı olmakla birlikte her iki tekniğin beraber kullanılması çok daha yararlıdır. Böylece iki teknikten hangisinin daha uygun sonuçlar verdiğini karşılaştırmak mümkün olmaktadır (Akın, 2008; Gökalp, 2014). Kümeleme yöntemlerinin genel yapısı Şekil 2.11’de verilmiştir. Bazı kaynaklara göre de kümeleme teknikleri Şekil 2.12’de verilmiştir.



Şekil 2.11. Kümeleme yöntemlerinin genel görünümü



Şekil 2.12. Kümeleme yöntemleri

2.3.1.1. Hiyerarşik Kümeleme

Hiyerarşik kümeleme, veri setini tek bir biçimde gruplama yerine, bir dizi farklı kümeleme elde etme stratejisidir. (Han ve Kamber, 2006) hiyerarşik kümelemeyi şöyle açıklamıştır: “Bir hiyerarşik kümeleme yöntemi, veri nesnelерinin bir kümeler ağacı içine gruplanması şeklinde çalışır.”

Hiyerarşik kümeleme yöntemleri tüm veri noktalarının birer küme olduğu durumdan tüm noktaların tek bir kümeye ait olduğu kümelemeye doğru ya da tam tersi yönde çalışır. İlk yönde ilerleyen yöntemler toparlamalı (agglomerative), tersine ilerleyen yöntemler ise bölünmeli (divisive) olarak adlandırılmaktadır.

2.3.1.2. Bölümleme Tabanlı Kümeleme

En yaygın olarak incelenen ve kullanılan kümeleme yöntemleri bölümleme tabanlı kümeleme kategorisine girer. Bu yöntemlerde, kümeleme tanımıyla örtüşen bir amaç fonksiyonunu optimize edecek şekilde tek bir bölümleme elde edilmeye çalışılmaktadır. Yerel optimuma ulaşmak için bir başlangıç çözümünden iteratif olarak iyileştirme stratejisi izlenir. Bölümleme tabanlı kümeleme, en doğal kümeleme yaklaşımıdır denilebilir (Xu ve Wunsch, 2009; Atılgan, 2014).

2.3.1.3. Yoğunluk Tabanlı Kümeleme

Yoğunluk tabanlı kümeleme yöntemlerinin öne çıkan özelliği, farklı ve düzensiz şekillerdeki kümeleri belirleyebilmesidir. Bir kümeyi oluşturmak için, birbirine bağlantılı yoğun noktalar belirlenir. Yani bir küme, yoğunluğun yönlendirdiği herhangi bir yönde genişleyebilir. Böylece herhangi bir şekilde küme oluşturulabilir. Yoğunluk değerlendirmesinin doğal bir etkisi olarak, yoğunluk tabanlı kümeleme yöntemleri gürültü (sıra dışı veya anormal özelliklere sahip veri) ile bağ edebilirler. Ayrıca, bu yaklaşımı benimseyen yöntemler genellikle düşük hesaplama karmaşıklığına sahiptirler. En belirgin dezavantaj ise, ortaya çıkan kümelerin nasıl değerlendirileceği ve yorumlanacağıdır.

Özetlenen bu kümeleme algoritmalarının çoğu kümeler hakkında anlaşılabilir bir bilgi sunmaz ve kara kutu algoritmalarıdır. Verideki kümelerin ilginçliğini de gösteren anlaşılabilir kurallar halinde sunulması bu yöntemlere göre çok daha avantajlı olacaktır. Tez kapsamında yapılması düşünülen çalışma da kümeleri direkt anlaşılabilir kurallar halinde vermesi sebebiyle literatürdeki yöntemlerden farklı olacaktır.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. İyon Hareket Optimizasyon Algoritması İle Kümeleme Kurallarının Otomatik Keşfi

3.1.1. Weka

Makine öğrenmesi amacıyla Waikato Üniversitesinde geliştirilmiş ve "Waikato Environment for Knowledge Analysis" kelimelerinin baş harflerinin kısaltılmasından oluşmuş java tabanlı bir yazılımdır. Weka ile veri kümeleri üzerine görselleştirme, sınıflandırma, veri analizi, iş zekası uygulamaları, veri madenciliği gibi işlemler yapılabilmektedir.

3.1.1.1. K-Ortalama (K-Means) Optimizasyon Algoritması

K-ortalama algoritması J. B. MacQueen tarafından geliştirilmiş en eski kümeleme algoritmalarındandır. K-ortalama kümeleme algoritmasında N tane veri nesnesinden oluşan bir küme k tane kümeye bölünür. Bu algoritmanın temel özelliği küme içi benzerliklerin maksimum ve kümeler arası benzerliklerin minimum olmasıdır. K-ortalama algoritmasında öncelikle k tane küme merkezi belirlenir. Küme merkezi dışındaki nesnelere küme merkezlerine olan uzaklıklarına göre sınıflandırılır. Yapılan sınıflandırmaya göre yeni küme merkezleri belirlenir ve eski küme merkezleri yenileri ile güncellenir. Bitim koşulu sağlanıncaya kadar her adımda küme merkezleri belirlenip, bu merkezlere göre nesnelere kümelere dağıtılır.

3.1.1.2. Beklenti Maksimizasyonu (Expectation Maximization) (EM) Optimizasyon Algoritması

EM algoritmasında tahminsel ölçütler kullanılarak her bir nesnenin hangi kümeye ait olduğu belirlenir. EM algoritması temel olarak iki aşamadan oluşur. Bu aşamalar beklenen değeri bulma (E - Beklenti) ve maksimizasyon (M - Maksimizasyon) aşamalarıdır.

B adımında, gözlemlenen verilere ait nitelik parametreleri üzerinden varsayımlar yapılarak bilinmeyen veriler ile ilgili en iyi olasılıklar hesaplanmaya çalışılır.

M adımında, varsayımlar yolu ile bulunan kayıp veriler yerine konularak maksimum olasılığı sağlayan yeni parametre değerleri bulunmaya çalışılır.

3.1.1.3. Canopy Clustering Optimizasyon Algoritması

Canopy kümeleme algoritması K-Ortalama algoritmasının optimize edilmesi ile oluşmuş bir kümeleme algoritmasıdır. Optimizasyon iki noktada görülmektedir. T1 ve T2 adlı iki eşik değerinin kullanıldığı algoritmanın düşük performansına rağmen küme merkezine hızlı erişim vardır. K-Ortalama uzaklık hesaplama ile her döngüde kümeleme efektif bir şekilde olmaktadır.

Canopy diğer kümeleme algoritmalarının verimsiz olduğu çok büyük veri setlerinde, kümeleme operasyonlarını hızlı bir şekilde yaptığı için tercih edilmektedir. Canopy algoritmasında küme sayısının belirtilmesine gerek yoktur, kümeleme işlemi dinamik bir şekilde yapılabilmektedir.

3.1.2. Geliştirilen Uygulamada Kullanılan Veri Tabanları

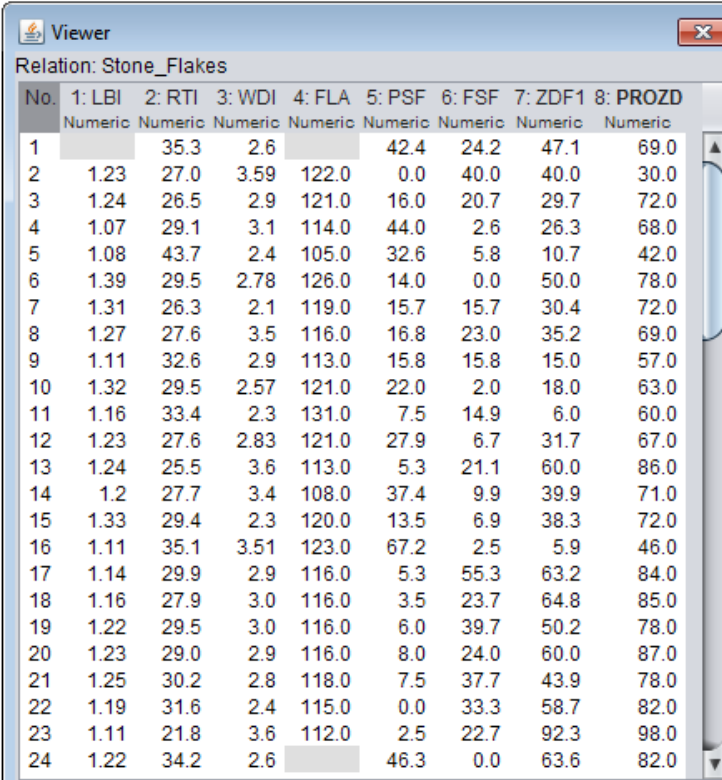
Tez kapsamında UCI veri ambarında yer alan Antik Taş Kalıntılar, Toptan Satış Müşteri ve Hava Kirliliği veri tabanları kullanılmıştır. Geliştirilen uygulamada her bir veri tabanı çalıştırılmış olup elde edilen sonuçlar weka programı üzerinden çeşitli algoritmalar ile karşılaştırılarak performans kıyaslaması yapılmıştır.

3.1.2.1. Antik Taş Kalıntıları (StoneFlakes) Veri Tabanı

Veri seti insanlığın erken tarihini ilgilendiren konularla ilgilidir. Prehistorik dönem insanları ham taşları yontarak istenilen özellikte taş aletler yaptılar. Arkeologlar pek fazla alet bulamasa da işlenmiş taş kalıntılar bulmuşlardır. Veri tabanı bu kalıntılar ile ilgilidir. Taş Kalıntılar veri tabanında 8 tane nitelik (attribute) bulunmaktadır.

Tablo 3.1. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı nitelik değerleri

Antik Taş Kalıntıları Veritabanı		
Nitelikler	Maximum Değer	Minimum Değer
LBI	1.69	1.02
RTI	43.7	16.5
WDI	43.7	1.66
FLA	131.0	105.0
PSF	131.0	0.0
FSF	131.0	0.0
ZDF1	131.0	5.0
PROZD	131.0	30.0



The screenshot shows a database viewer window titled 'Viewer' with a close button. The window displays a table with the following columns: No., 1: LBI, 2: RTI, 3: WDI, 4: FLA, 5: PSF, 6: FSF, 7: ZDF1, 8: PROZD. The data is as follows:

No.	1: LBI	2: RTI	3: WDI	4: FLA	5: PSF	6: FSF	7: ZDF1	8: PROZD
1		35.3	2.6		42.4	24.2	47.1	69.0
2	1.23	27.0	3.59	122.0	0.0	40.0	40.0	30.0
3	1.24	26.5	2.9	121.0	16.0	20.7	29.7	72.0
4	1.07	29.1	3.1	114.0	44.0	2.6	26.3	68.0
5	1.08	43.7	2.4	105.0	32.6	5.8	10.7	42.0
6	1.39	29.5	2.78	126.0	14.0	0.0	50.0	78.0
7	1.31	26.3	2.1	119.0	15.7	15.7	30.4	72.0
8	1.27	27.6	3.5	116.0	16.8	23.0	35.2	69.0
9	1.11	32.6	2.9	113.0	15.8	15.8	15.0	57.0
10	1.32	29.5	2.57	121.0	22.0	2.0	18.0	63.0
11	1.16	33.4	2.3	131.0	7.5	14.9	6.0	60.0
12	1.23	27.6	2.83	121.0	27.9	6.7	31.7	67.0
13	1.24	25.5	3.6	113.0	5.3	21.1	60.0	86.0
14	1.2	27.7	3.4	108.0	37.4	9.9	39.9	71.0
15	1.33	29.4	2.3	120.0	13.5	6.9	38.3	72.0
16	1.11	35.1	3.51	123.0	67.2	2.5	5.9	46.0
17	1.14	29.9	2.9	116.0	5.3	55.3	63.2	84.0
18	1.16	27.9	3.0	116.0	3.5	23.7	64.8	85.0
19	1.22	29.5	3.0	116.0	6.0	39.7	50.2	78.0
20	1.23	29.0	2.9	116.0	8.0	24.0	60.0	87.0
21	1.25	30.2	2.8	118.0	7.5	37.7	43.9	78.0
22	1.19	31.6	2.4	115.0	0.0	33.3	58.7	82.0
23	1.11	21.8	3.6	112.0	2.5	22.7	92.3	98.0
24	1.22	34.2	2.6		46.3	0.0	63.6	82.0

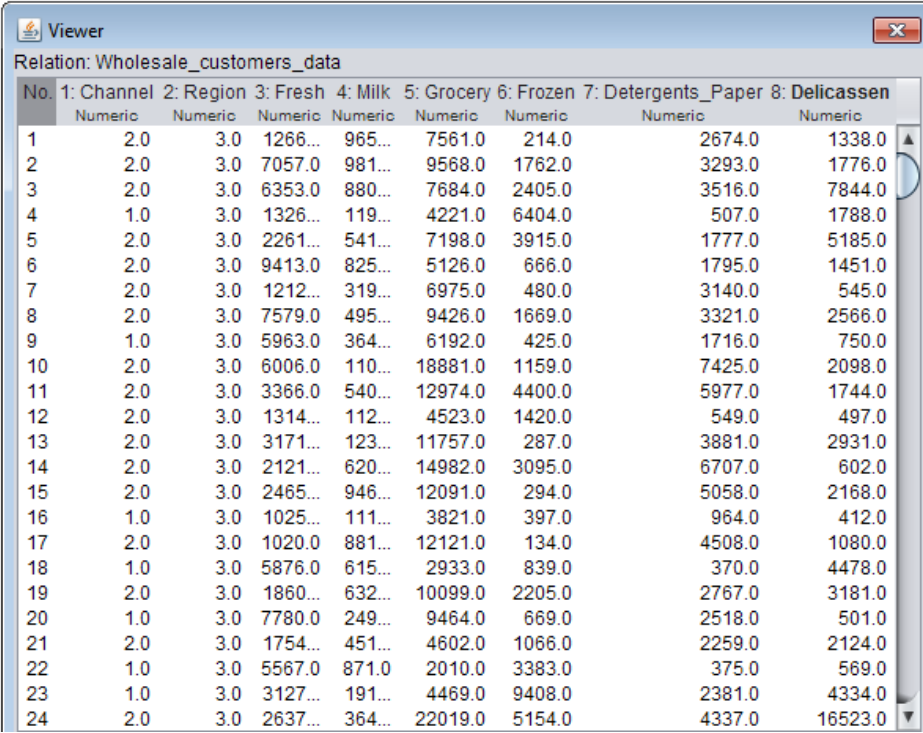
Şekil 3.1. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı kesiti

3.1.2.2. Toptan Satış Müşteri (Wholesale Customers) Veri Tabanı

Veri setinde distribütör firmaya bağlı müşterilerin farklı ürün kategorilerindeki yıllık harcamaları bulunmaktadır. Toptan Satış Müşteri veri tabanında 8 tane nitelik (attribute) bulunmaktadır.

Tablo 3.2. Toptan Satış Müşteri veri tabanı nitelik değerleri

Toptan Satış Müşteri Veritabanı		
Nitelikler	Maximum Değer	Minimum Değer
Channel	2	1
Region	3	1
Fresh	112151	3
Milk	73498	55
Grocery	92780	3
Frozen	60869	25
Detergents_Paper	40827	3
Delicassen	47943	3



No.	1: Channel	2: Region	3: Fresh	4: Milk	5: Grocery	6: Frozen	7: Detergents_Paper	8: Delicassen
	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric
1	2.0	3.0	1266...	965...	7561.0	214.0	2674.0	1338.0
2	2.0	3.0	7057.0	981...	9568.0	1762.0	3293.0	1776.0
3	2.0	3.0	6353.0	880...	7684.0	2405.0	3516.0	7844.0
4	1.0	3.0	1326...	119...	4221.0	6404.0	507.0	1788.0
5	2.0	3.0	2261...	541...	7198.0	3915.0	1777.0	5185.0
6	2.0	3.0	9413.0	825...	5126.0	666.0	1795.0	1451.0
7	2.0	3.0	1212...	319...	6975.0	480.0	3140.0	545.0
8	2.0	3.0	7579.0	495...	9426.0	1669.0	3321.0	2566.0
9	1.0	3.0	5963.0	364...	6192.0	425.0	1716.0	750.0
10	2.0	3.0	6006.0	110...	18881.0	1159.0	7425.0	2098.0
11	2.0	3.0	3366.0	540...	12974.0	4400.0	5977.0	1744.0
12	2.0	3.0	1314...	112...	4523.0	1420.0	549.0	497.0
13	2.0	3.0	3171...	123...	11757.0	287.0	3881.0	2931.0
14	2.0	3.0	2121...	620...	14982.0	3095.0	6707.0	602.0
15	2.0	3.0	2465...	946...	12091.0	294.0	5058.0	2168.0
16	1.0	3.0	1025...	111...	3821.0	397.0	964.0	412.0
17	2.0	3.0	1020.0	881...	12121.0	134.0	4508.0	1080.0
18	1.0	3.0	5876.0	615...	2933.0	839.0	370.0	4478.0
19	2.0	3.0	1860...	632...	10099.0	2205.0	2767.0	3181.0
20	1.0	3.0	7780.0	249...	9464.0	669.0	2518.0	501.0
21	2.0	3.0	1754...	451...	4602.0	1066.0	2259.0	2124.0
22	1.0	3.0	5567.0	871.0	2010.0	3383.0	375.0	569.0
23	1.0	3.0	3127...	191...	4469.0	9408.0	2381.0	4334.0
24	2.0	3.0	2637...	364...	22019.0	5154.0	4337.0	16523.0

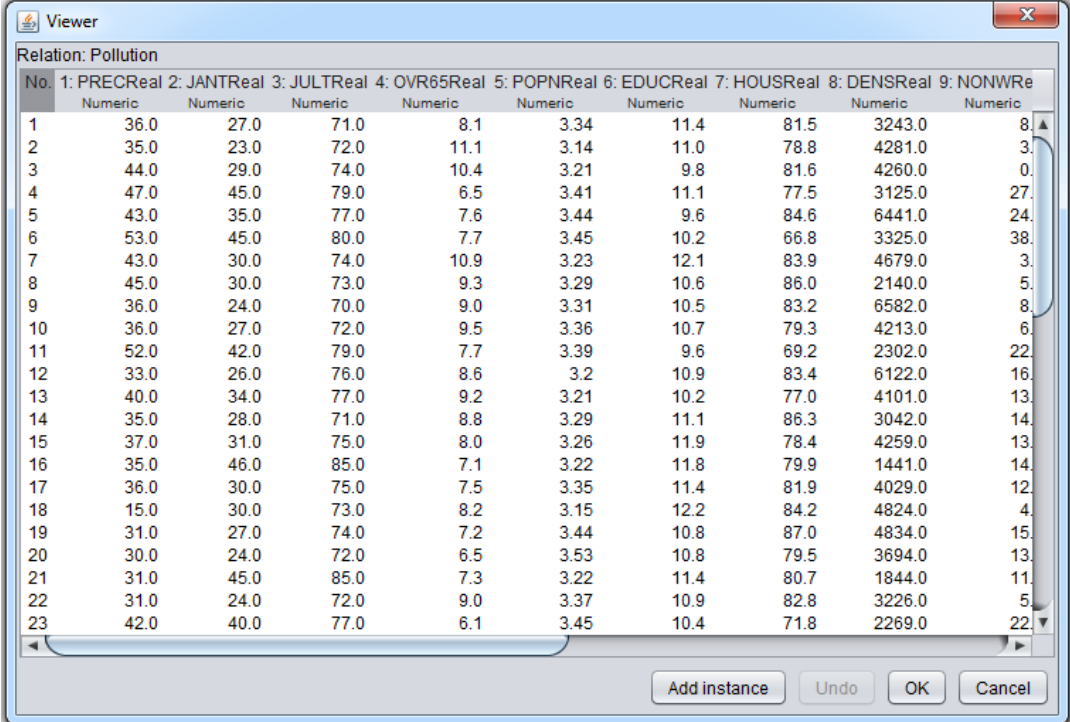
Şekil 3.2. Toptan Satış Müşteri veri tabanı kesiti

3.1.2.3. Hava Kirliliği (Pollution) Veri Tabanı

Veri setinde hava kirliliği 16 tane nitelik (attribute) ile tanımlanmaktadır.

Tablo 3.3. Hava Kirliliği veri tabanı nitelik değerleri

Hava Kirliliği Veritabanı		
Nitelikler	Maximum Değer	Minimum Değer
PREC	60	10
JANT	67	12
JULT	85	63
OVR65	11.8	5.6
POPN	3.53	2.92
EDUC	12.3	9
HOUS	90.7	66.8
DENS	9699	1441
NONW	38.5	0.8
WWDRK	59.7	33.8
POOR	26.4	9.4
HC	648	1
NOX	319	1
SO	278	1
HUMID	73	38
MORT	1113.156	790.733



Viewer

Relation: Pollution

No.	1: PRECReal	2: JANTReal	3: JULTReal	4: OVR65Real	5: POPNReal	6: EDUCReal	7: HOUSReal	8: DENSReal	9: NONWReal
1	36.0	27.0	71.0	8.1	3.34	11.4	81.5	3243.0	8
2	35.0	23.0	72.0	11.1	3.14	11.0	78.8	4281.0	3
3	44.0	29.0	74.0	10.4	3.21	9.8	81.6	4260.0	0
4	47.0	45.0	79.0	6.5	3.41	11.1	77.5	3125.0	27
5	43.0	35.0	77.0	7.6	3.44	9.6	84.6	6441.0	24
6	53.0	45.0	80.0	7.7	3.45	10.2	66.8	3325.0	38
7	43.0	30.0	74.0	10.9	3.23	12.1	83.9	4679.0	3
8	45.0	30.0	73.0	9.3	3.29	10.6	86.0	2140.0	5
9	36.0	24.0	70.0	9.0	3.31	10.5	83.2	6582.0	8
10	36.0	27.0	72.0	9.5	3.36	10.7	79.3	4213.0	6
11	52.0	42.0	79.0	7.7	3.39	9.6	69.2	2302.0	22
12	33.0	26.0	76.0	8.6	3.2	10.9	83.4	6122.0	16
13	40.0	34.0	77.0	9.2	3.21	10.2	77.0	4101.0	13
14	35.0	28.0	71.0	8.8	3.29	11.1	86.3	3042.0	14
15	37.0	31.0	75.0	8.0	3.26	11.9	78.4	4259.0	13
16	35.0	46.0	85.0	7.1	3.22	11.8	79.9	1441.0	14
17	36.0	30.0	75.0	7.5	3.35	11.4	81.9	4029.0	12
18	15.0	30.0	73.0	8.2	3.15	12.2	84.2	4824.0	4
19	31.0	27.0	74.0	7.2	3.44	10.8	87.0	4834.0	15
20	30.0	24.0	72.0	6.5	3.53	10.8	79.5	3694.0	13
21	31.0	45.0	85.0	7.3	3.22	11.4	80.7	1844.0	11
22	31.0	24.0	72.0	9.0	3.37	10.9	82.8	3226.0	5
23	42.0	40.0	77.0	6.1	3.45	10.4	71.8	2269.0	22

Add instance Undo OK Cancel

Şekil 3.3. Hava Kirliliği veri tabanı kesiti

3.1.3. Problem Çözümü İçin Geliştirilen Uygulama

Tez çalışmasında problem çözümü için C# programlama dili kullanılarak geliştirilen uygulama ile kümeleme kurallarının otomatik keşfi sağlanmıştır. Problem çözümü için İHO algoritması esas alınarak ve belirlenen veri tabanları kullanılarak kümelerin otomatik keşfi sağlanmıştır.

3.1.3.1. Uygulamanın Temel Aşamaları ve Çalışma Prensipleri

Uygulama kapsamında oluşturulan anyon ve katyon iyonlarının temsil biçimi şekil 3.4’de gösterilmiştir. Veri tabanlarında yer alan her bir nitelik (attribute) için temsil biçiminde o niteliğin değerini, niteliğin alabileceği üst sınır değeri ve alt sınır değerlerini gösteren alanlar bulunmaktadır. Temsil biçimi ile gösterilen her bir satır bir kümeleme kuralını göstermektedir. Kümeleme kurallarının keşfi sürecinde bir döngü boyunca uygunluk fonksiyonunun hesaplanması ile her döngüde veri tabanındaki bütün nitelikler güncellenmektedir. Amaç en ideal çözüme ulaşmak olduğu için döngüler sonucu oluşan en ideal anyon veya katyon problemin çözümü olarak kabul edilmektedir.

Uygulama başlangıcında anyon ve katyon iyonlarına, şekil 3.4’te gösterilen temsil biçimindeki her bir niteliğin alt sınır ve üst sınır değerlerini aşmayacak şekilde rasgele değerler atanır. Her bir nitelikteki nitelik değeri bayrak (flag) değeri olup “1” veya “0” değerlerinden birini almaktadır. Bayrak değerinin “1” olması o nitelik değerinin kuralda olduğu, bayrak değerinin “0” olması ise o nitelik değerinin kuralda olmadığı anlamına gelmektedir.

Her bir döngüde uygunluk fonksiyonu hesaplanırken veri tabanı kontrol edilir. Uygunluk fonksiyonu hesaplanıp İHO algoritmasına uygun şekilde sırasıyla katı faz ve sıvı faz aşamalarında olan işlemler döngü boyunca tekrarlanır. Katı fazda güncelleştirme işlemleri yapılırken sıvı fazda çeşitlendirme işlemi yapılır ve çok düşük bir olasılıkla tekrardan bir ilkleme işlemi yapılmaktadır.

Temsil biçimi

Nitelik 1			Nitelik 2			Nitelik ...			Nitelik n		
Nitelik Değeri	Üst Sınır	Alt Sınır	Nitelik Değeri	Üst Sınır	Alt Sınır	Nitelik Değeri	Üst Sınır	Alt Sınır

Şekil 3.4. Kümeleme kuralı için temsil biçimi

Tablo 3.4 “taş kalıntılar” veri tabanındaki niteliklerin yapısal özelliklerini temsil etmektedir. “taş kalıntılar” veri tabanı için LBI, RTI, WDI, FLA, PSF, FSF, ZDF1, PROZD kısaltmaları veri tabanındaki nitelikleri temsil ederken her bir nitelik içinde o niteliğin değerini, üst sınırını ve alt sınırını gösteren bir boyut bulunmaktadır. Dosyadan veriler okunurken herhangi bir satırdaki niteliklerden herhangi birinin değeri yerine “?” konulmuşsa, ilgili satır kullanılan veri tabanı dizininden silinerek kümeleme işleminde kullanılmamaktadır. Her bir satır için örneğin 8 nitelikten oluşan bir veri tabanında her bir iyonu temsilen 3x8 (24 Boyutlu) bir kümeleme kuralı oluşturulmaktadır.

Tablo 3.4. Kümeleme kuralı örneği

LBI			RTI			WDI			FLA		
1.26	1.69	1.02	60	43.7	16.5	3.45	43.7	1.66	120	131.0	105.0

PSF			FSF			ZDF1			PROZD		
16	131.0	0.0	24.2	131.0	0.0	30.4	131.0	5.0	4.72	131.0	30.0

Her bir döngüde kümeleme kuralları keşfedilirken uygunluk fonksiyonunu hesaplamak için veri tabanına başvurulur. Her bir kümeleme kuralı için veri tabanındaki satırlar tek tek gezilerek her bir kümeleme kuralını sağlayan satır sayısı o kümeleme kuralının uygunluk fonksiyon değeri olur. Kümeleme kuralları içerisinde uygunluk fonksiyonu değeri en yüksek olan kural en ideal iyon (best ion) kabul edilmektedir. Her döngüde bu uygunluk fonksiyonu değerine göre güncelleme (update) ve çeşitlendirme (diversification) işlemleri yapılmaktadır. İterasyonlar sonucu elde edilen en ideal iyon problemin çözümü olarak kabul edilmektedir.

Uygulamanın bitim şartı olarak 50 adet iterasyon tanımlanmıştır. 50 iterasyon süresince kümeleme kuralları güncellenmektedir. Ancak eğer 5 iterasyon boyunca kümeleme kurallarında güncelleme gerçekleşmiyorsa uygulamanın döngüden çıkması sağlanır.

3.1.4. Örnek Uygulama Sonuçları

Örnek uygulama sonuçları K-Ortalama, Canopy ve Beklenti Maksimizasyonu (BM) optimizasyon algoritma sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Her bir veri tabanı WEKA üzerinde yer alan algoritmalar ile çalıştırılarak sonuçlar elde edilmiştir. Örnek uygulamaya ait uygulama sonuçlarını gösteren ekran çıktıları uygulamanın çalıştırılması ile elde edilmiştir.

3.1.4.1. Antik Taş Kalıntıları Veri Tabanı Uygulama Sonuçları

Taş Kalıntılar veri tabanı üzerinde sırasıyla K-Ortalama, BM, Canopy ve İHO optimizasyon algoritmaları çalıştırılmıştır. Elde edilen kümeleme sonuçları Tablo 3.5’de gösterildiği gibidir.

Tablo 3.5. Antik Taş Kalıntıları veri tabanı uygulama sonuçları

Antik Taş Kalıntıları veri tabanı uygulama sonuçları								
	K-Ortalama		BM		Canopy		İHO	
	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı
1. Küme	31	39%	21	27%	35	44%	34	47%
2. Küme	14	18%	14	18%	17	22%	8	11%
3. Küme	21	27%	22	28%	11	14%	14	19%
4. Küme	13	16%	22	28%	16	20%	17	23%

3.1.4.2. Toptan Satış Müşteri Veri Tabanı Uygulama Sonuçları

Toptan Satış Müşteri veri tabanı üzerinde sırasıyla K-Ortalama, BM, Canopy ve İHO optimizasyon algoritmaları çalıştırılmıştır. Elde edilen kümeleme sonuçları Tablo 3.6’da gösterildiği gibidir.

Tablo 3.6. Toptan Satış Müşteri veri tabanı uygulama sonuçları

Toptan Satış Müşteri veri tabanı uygulama sonuçları								
	K-Ortalama		BM		Canopy		İHO	
	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı
1. Küme	298	68%	79	18%	239	54%	126	29%
2. Küme	98	22%	49	11%	123	28%	97	22%
3. Küme	8	2%	226	51%	59	13%	110	25%
4. Küme	36	8%	86	20%	19	4%	107	24%

3.1.4.3. Hava Kirliliği Veri Tabanı Uygulama Sonuçları

Hava Kirliliği veri tabanı üzerinde sırasıyla K-Ortalama, BM, Canopy ve İHO optimizasyon algoritmaları çalıştırılmıştır. Elde edilen kümeleme sonuçları Tablo 3.7’de gösterildiği gibidir.

Tablo 3.7. Hava Kirliliği veri tabanı uygulama sonuçları

Hava Kirliliği veri tabanı uygulama sonuçları								
	K-Ortalama		BM		Canopy		İHO	
	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı	Kümelerin Eleman Sayısı	Elemanların yüzdelerik dağılımı
1. Küme	11	18%	7	12%	37	62%	11	18%
2. Küme	6	10%	12	20%	10	17%	16	27%
3. Küme	33	55%	26	43%	6	10%	15	25%
4. Küme	10	17%	15	25%	7	12%	18	30%

4. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında fizik temelli güncel metasezgisel optimizasyon algoritmaları genel kuralları ile anlatılmıştır. Tezde, optimizasyon algoritmalarının çeşitli özellikleri açıklanmış olup avantaj ve dezavantajlarından bahsedilmiştir. Ayrıca fizik tabanlı İyon Hareket Optimizasyonu detaylı olarak incelenmiştir. Uygulama gerçekleştirilirken, Öklid Uzaklık Metriğine göre uygunluk fonksiyonu hesaplanmıştır. Yine bu metrik hesabı doğrultusunda İHO algoritmasına göre oluşturulan kümeleme kuralları kullanılarak veri tabanındaki elemanlar ilgili kümelere dağıtılmıştır. Elde edilen bulgular 3 farklı kümeleme algoritması ile karşılaştırılmıştır.

Sonuç olarak doğadaki çeşitli fizik kurallarından esinlenilerek oluşturulmuş çoğunluğu güncel bu optimizasyon algoritmaları güncel problemlerin çözümünde kullanılabilir ve gelecekte karşılaşılabilecek optimizasyon problemleri için yol gösterici bir kaynak olacaktır.

KAYNAKLAR

- Abedinpourshotorban, H., Shamsuddin, S. M., Beheshti, Z., Jawawi, D. N.** 2015. Electromagnetic field optimization: A physics-inspired metaheuristic optimization algorithm. *Swarm and evolutionary computation*.
- Akın, Y. K.**, 2008. Veri madenciliğinde kümeleme algoritmaları ve kümeleme analizi. *Doktora Tezi*, Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, İstanbul.
- Alataş, B., Akin, E., Ozer, A. B.** 2009. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms. *Chaos, Solitons & Fractals*, 40 (4): 1715-1734.
- Alataş, B., Akin, E.** 2009. Chaotically encoded particle swarm optimization algorithm and its applications. *Chaos, Solitons & Fractals*, 41 (2): 939-950.
- Alataş, B., Akin, E.** 2007. Chaotic rough particle swarm optimization algorithms. *Chapter 1 of Swarm Intelligence, Focus on Ant and Particle Swarm Optimization*, book edited by Felix T.S. Chan and Manoj Kumar Tiwari, ISBN 978-3-902613-09-7, Vienna, Austria.
- Alataş, B.** 2010. Chaotic harmony search algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 216 (9): 2687–2699.
- Alataş, B.** 2010. Uniform big bang - chaotic big crunch optimization. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulations*, 16 (9): 3696–3703.
- Arnold, V. I., Avez, A.** 1967. Problèmes ergodiques de la mécanique classique. Paris, Gauthier-Villars.
- Atılğan, C.**, 2014. Kümeleme algoritmaları ve paralelleştirilmeleri. *Yüksek Lisans Tezi*, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı, İzmir.
- Benasla, L., Belmadani, A., Rahli, M.** 2014. Spiral optimization algorithm for solving combined economic and emission dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 62: 163–174.
- Berkhin, P.**, 2002. Survey of clustering data mining techniques. *Accrue Software Technical Report*, 56 p.
- Birbil, Ş. I., Fang, S. C.** 2003. An electromagnetism-like mechanism for global optimization. *Journal of Global Optimization*, 25: 263-282.
- Chuang, C., Jiang, J.** 2007. Integrated radiation optimization: Inspired by the gravitational radiation in the curvature of space-time. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 3157-3164.

- Erol, O. K., Eksin, I.** 2006. A new optimization method: Big bang–big crunch. *Advances in Engineering Software*, 37: 106–111.
- Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A., Hamdi, H.** 2012. Water cycle algorithm – a novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Computers & Structures*, 110-111: pp. 151-166.
- Flores, J. J., López, R., Barrera, J.** 2011. Gravitational interactions optimization. *Learning and Intelligent Optimization Lecture Notes in Computer Science*, 6683: 226-237.
- Formato, R. A.** 2007. Central force optimization: A new metaheuristic with applications in applied electromagnetics. *Progress In Electromagnetics Research*, 179: 425-491.
- Gökalp, S.**, 2014. Veri madenciliğinde çeşitli kümeleme algoritmalarının farklı platformlarda karşılaştırmalı analizi. *Yüksek Lisans Tezi*, Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Erzurum.
- Han, J. ve Kamber, M.**, 2006. Data mining: Concepts and techniques (second edition). *Morgan Kaufmann Publishers*, San Fransisco, USA, 743 p.
- Hatamlou, A.** 2013. Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. *Information sciences*, 222: 175-184.
- Hieu, T. T.** 2011. A water flow algorithm for optimization problems. *PhD Thesis*. National University of Singapore.
- Hsiao, Y. T., Chuang, C. L., Jiang, J. A., Chien, C. C.** 2005. A novel optimization algorithm: Space gravitational optimization. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 3: 2323 – 2328.
- Javidy B., Hatamlou A. ve Mirjalili S.**, 2015. Ions motion algorithm for solving optimization problems. *Applied Soft Computing*, 32: 72-79.
- Kamkar, I. Akbarzadeh-T, M. R., Yaghoobi, M.** 2010. Intelligent water drops a new optimization algorithm for solving the vehicle routing problem. *IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics (SMC)*, Istanbul, 4142-414.
- Kashan, A. H.** 2015. A new metaheuristic for optimization: Optics inspired optimization (OIO). *Computers & Operations Research*, 55: 99-125.
- Kaveh, A., Ghazaan, M. I., Bakhshpoori, T.** 2013. An improved ray optimization algorithm for design of truss structures. *Civil Engineering*, 57(2): 97–112.
- Kaveh, A., Mahdavi, V. R.** 2015. Colliding bodies optimization algorithms. *Colliding bodies optimization* (pp. 11-38).
- Kaveh, A. ve Talatahari, S.** 2010. A novel heuristic optimization method: Charged system search. *Acta Mechanica*, 213: 267-289.

- Khan, S. A.** 2013. Application of extremal optimization algorithm to multi-objective topology design of enterprise networks. *IEEE International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications*, 135-140
- Kripka, M., Kripka. R. M. L.** 2008. Big crunch optimization method. *International Conference on Engineering Optimization*, 01 - 05 June, Rio de Janeiro.
- Kurtuluş, K.,** 2004. Pazarlama arařtırmaları (geniřletilmiş 7. basım). *Literatür Yayınları*, İstanbul, 114: s:397-418.
- Larose, D. T.,** 2006. Data mining methods&models. *John Wiley&Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, USA*, 340 p.
- May, R. M.** 1976. Simple mathematical models with very complicated dynamics. *Nature*, 261: 459.
- Murty, K. G.** 2003. Optimization models for decision making. *Internet Edition*, Chapter 1: Models for Decision Making, 1: 1-18.
- Peitgen, H., Jurgens, H., Saupe, D.** 1992. Chaos and Fractals. Berlin, Germany: *Springer-Verlag*.
- Rabanal, P., Rodriquez, I. and Robio, F.** 2007. Using river formation dynamics to design heuristic algorithms. *Lecture Notes in Computer Science*, 4618: 163-177.
- Rashedi, E., Nezamabadi, H., Saryazdi, S.** 2009. Gravitational search algorithm. *Information Sciences*, 179: 2232-2248.
- Rbough, I., El Imrani, A. A.,** 2014. Hurricane-based optimization algorithm. *AASRI Procedia*, 6: 26-33.
- Sacco Wagner F., de OliveriaCassiano R. E.** 2005. A new stochastic optimization algorithm based on a particle collision metaheuristic. *6th World Congresses of Structural and Multidisciplinary Optimization*. Rio de Janeiro, Brazil.
- Shah-Hosseini, H.** 2011. Principal components analysis by the galaxy-based search algorithm: A novel metaheuristic for continuous optimisation. *Int. J. Computational Science and Engineering*, 6: 132-140.
- Shen, J.H., Li, J.L.** 2012. Light ray optimization algorithm based on annealing strategy. *Advanced Materials Research*, 461: 435-439.
- Sinai, Y. G.** 1972. *Russ. Math. Survey*, 27: 21.
- Tayarani M. H. N., Akbarzadeh M. R. T.** 2014. Magnetic-inspired optimization algorithms: Operators and structures. *Swarm and evolutionary computation*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.swevo.2014.06.004i>.

- William M. S., Diana F. S., Jerry C. H., Rodney H.** 2004. Distributed, physics-based control of swarms of vehicles. *Autonomous Robots*, 17: 137-162.
- Xie, L., Zeng J., Cui, Z.** 2009. General framework of artificial physics optimization algorithm. *World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, Coimbatore*, 1321 – 1326.
- Xu, R. ve Wunsch, D.C.,** 2009. Clustering, *IEEE Press*, New Jersey, USA, 358 p.
- Yan, X., Wu, W.** 2012. Hysteretic optimization for the capacitated vehicle routing problem. *ICNSC*, 12-15.
- Zaslavskii, G. M.** 1978. The simplest case of a strange attractor. *Physic Letters A*, 69: 145-147.
- Zheng, W. M.** 1994. Kneading plane of the circle map. *Chaos, Solitons and Fractals 4*: 1221.
- Zheng, M.** 2010. Gravitation field algorithm and its application in gene cluster. *Algorithms for Molecular Biology*, 5-32.

ÖZGEÇMİŞ

1985 yılında Tunceli’de doğdu. Orta ve lise öğrenimini Tunceli Anadolu Lisesinde tamamladı. 2004 yılında Dokuz Eylül Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği bölümünü kazandı. 2011-2012 yılları arasında özel bir firmada Bilgisayar Mühendisi olarak çalıştı. 2012 yılında Sağlık Bakanlığı bünyesinde Bilgisayar Mühendisi olarak işe başladı. Halen aynı görevi sürdürmektedir.

