T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ KULLANILARAK SPEKTRUM ALGILAMA

Hazırlayan
Burcu KETENCİ

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Yüksek Lisans Tezi

Mayıs 2024
KAYSERİ

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ KULLANILARAK SPEKTRUM ALGILAMA

(Yüksek Lisans Tezi)

Hazırlayan
Burcu KETENCİ

Danışman
Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Bu çalışma, Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FYL-2022-12479 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Mayıs 2024
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Burcu KETENCİ

“Bilişsel Radyo Ağlarında Zeki Optimizasyon Teknikleri Kullanılarak Spektrum Algılama” adlı Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Hazırlayan	**Danışman**
Burcu KETENCİ	Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Elektrik-Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Enis GÜNAY

İmza

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimim boyunca değerli bilgi ve tecrübelerini hiçbir zaman esirgemeyen danışman hocam sayın Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR'a teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmanın kodlama aşamasında destek sağlayan sayın Tareq Al-Shami'ye teşekkürlerimi sunarım.

FYL-2022-12479 numaralı proje ile yüksek lisans tezimi destekleyen Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne teşekkürlerimi sunarım.

Hayatımın her aşamasında maddi manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan çok sevgili aileme ve yüksek lisans sürecim boyunca bana moral sağlayan sevdiklerime teşekkür ederim.

Burcu KETENCİ

Mayıs 2024, KAYSERİ

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ KULLANILARAK SPEKTRUM ALGILAMA

Burcu KETENCİ

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Mayıs 2024
Danışman: Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

ÖZET

Modern iletişim ihtiyaçlarına bağlı olarak kablosuz cihaz ve uygulamaların her geçen gün çoğalması, sınırlı bir kaynak olan spektruma yönelik talebin artmasına neden olmuştur. Belirli frekans bantlarını lisans karşılığında çeşitli kullanıcılara uzun süreler boyunca tahsis eden geleneksel statik spektrum tahsis politikası, gelişen kablosuz iletişim ortamı karşısında yetersiz ve verimsiz kalmıştır. Bilişsel radyo, radyo frekans ortamını algılayarak lisanslı kullanıcılar tarafından yeterince kullanılmayan spektrumun, lisansa sahip olmayan kullanıcılar tarafından da dinamik olarak kullanılmasını sağlayan akıllı bir teknolojidir. Spektrum algılama, bilişsel radyo sistemlerinin verimli ve güvenilir kullanımını sağlamada kritik bir rol oynamaktadır. Spektrum boşluklarının ve lisanslı kullanıcıların varlığının tespit edilmesi spektrum algılama aşamasında gerçekleşir. Bu çalışmada spektrum algılama performansını artırmak için yumuşak birleştirme şemasına dayalı işbirlikçi spektrum algılama modeli kullanılmıştır. Bu yaklaşımda, birden fazla ikincil kullanıcıdan gelen algılama verileri bir katsayı kullanılarak ağırlıklandırılır ve bir merkezde toplanır. Bu tezde ağırlık katsayıları vektörü, zeki optimizasyon tekniklerinden PSO, GWO, RSA, CDO ve BA kullanılarak optimize edilip maksimum algılama doğruluğunun elde edilmesi amaçlanmıştır. Optimizasyon algoritmalarının algılama performansı üzerindeki başarımı ve klasik yöntemlerle kıyaslaması yapılan simülasyon çalışmaları üzerinden gösterilmiştir. Simülasyonlar sonucunda RSA ve BA'nın klasik yöntemlere ve diğer optimizasyon tekniklerine kıyasla spektrum algılama performansı açısından daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: İşbirlikçi Spektrum Algılama, Bilişsel Radyo, Zeki Optimizasyon Teknikleri

SPECTRUM SENSING USING INTELLIGENT OPTIMIZATION TECHNIQUES IN COGNITIVE RADIO NETWORKS

Burcu KETENCİ

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences
Master Thesis, May 2024
Supervisor: Prof. Necmi TAŞPINAR

ABSTRACT

The proliferation of wireless devices and applications due to modern communication needs has led to an increase in the demand for spectrum, which is a limited resource. The traditional static spectrum allocation policy, which allocates certain frequency bands to various users for long periods in exchange for a license, has been inadequate and inefficient in the face of the evolving wireless communication environment. Cognitive radio is an intelligent technology that senses the radio frequency environment and enables the dynamic use of spectrum that is underutilized by licensed users by non-licensed users. Spectrum sensing plays a critical role in ensuring the efficient and reliable use of cognitive radio systems. The detection of spectrum holes and the presence of licensed users takes place in the spectrum sensing phase. In this work, a cooperative spectrum sensing model based on a soft fusion scheme is used to improve spectrum sensing performance. In this approach, sensing data from multiple secondary users are weighted using a coefficient and aggregated in a centre. In this thesis, the vector of weighting coefficients is optimized using PSO, GWO, RSA, CDO and BA, which are intelligent optimization techniques, to achieve maximum detection accuracy. The performance of the optimization algorithms on detection performance and their comparison with classical methods are shown through simulation studies. As a result of the simulations, it is observed that RSA and BA are more successful in terms of spectrum detection performance compared to classical methods and other optimization techniques.

Keywords: Cooperative Spectrum Sensing, Cognitive Radio, Intelligent Optimization Techniques

İÇİNDEKİLER

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ KULLANILARAK SPEKTRUM ALGILAMA

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK……ii

YÖNERGEYE UYGUNLUK.....iii

KABUL VE ONAY……..iv

TEŞEKKÜR.....v

ÖZET vi

ABSTRACT.....vii

İÇİNDEKİLER viii

KISALTMALAR VE SİMGELER.....xi

TABLOLAR LİSTESİ.....xii

ŞEKİLLER LİSTESİ xiii

GİRİŞ……1

1. BÖLÜM

BİLİŞSEL RADYO

1.1. Genel Bilgiler.....3

1.2. Bilişsel Radyonun Fonksiyonları.....4

1.2.1. Spektrum Algılama.....5

1.2.2. Spektrum Yönetimi.....6

1.2.3 Spektrum Hareketliliği.....6

1.2.4. Spektrum Paylaşımı.....6

1.3. Literatür Değerlendirmesi 7

2.BÖLÜM

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA SPEKTRUM ALGILAMA

2.1. Spektrum Algılama Teknikleri 9
2.1.1. Verici Algılama 9
2.1.1.1. Enerji Algılama 10
2.1.1.2. Uyumlu Filtre Algılama 11
2.1.1.3. Döngüsel Durağan Özellik Algılama 11
2.1.1.4. Dalga Şekli Tabanlı Algılama 12
2.1.2. Girişim Tabanlı Algılama 12
2.1.3. İşbirlikçi Spektrum Algılama 12
2.1.3.1. Merkezi İşbirlikçi Spektrum Algılama 13
2.1.3.2. Dağıtık İşbirlikçi Spektrum Algılama 13
2.2. İşbirlikçi Algılama Birleştirme Şemaları 14
2.2.1. Sert Birleştirme 14
2.2.2. Yumuşak Birleştirme 15
2.2.2.1. Eşit Kazanç Birleştirme 16
2.2.2.2. Maksimum Oran Birleştirme 16
2.3. Spektrum Algılama Değerlendirme Ölçütleri 17
2.3.1. Algılama Olasılığı (P_d) 17
2.3.2. Yanlış Alarm Olasılığı (P_f) 17
2.3.3. Eksik Algılama Olasılığı (P_m) 17
2.4. Hipotez Testleri 17
2.5. Spektrum Algılama Kriterleri 18
2.5.1. Neyman Pearson Kriteri 18
2.5.2. Mini-Max Kriteri 18
2.6. Sistem Modeli 19

3. BÖLÜM

ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ

3.1. Zeki Optimizasyon Teknikleri 24
3.1.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) 25

3.1.2. Yarasa Algoritması (BA) 27
3.1.3. Çernobil Felaketi Optimizasyonu (CDO) 30
3.1.4. Sürüngen Arama Algoritması (RSA) 34
3.1.5. Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO) 38

4. BÖLÜM

SİMÜLASYON SONUÇLARI

4.1. Simülasyon Parametreleri 40
4.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama 42
4.3. Yarasa Algoritması Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama 43
4.4.Çernobil Felaketi Optimizasyonu Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama..44
4.5. Sürüngen Arama Algoritması Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama 45
4.6. Gri Kurt Optimizasyon Algoritması Kullanılarak Spektrum Algılama..... 46
4.7.İşbirlikçi Spektrum Algılama Optimizasyonu İçin Kullanılan Zeki Optimizasyon Teknikleri Performanslarının Kıyaslanması 47

5. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ VE ÖNERİLER……51
KAYNAKÇA……..52
ÖZGEÇMİŞ……...59

KISALTMALAR VE SİMGELER

IoT : Nesnelerin İnterneti

SU : İkincil Kullanıcı

PSO : Parçacık Sürü Optimizasyonu

BA : Yarasa Algoritması

CDO : Çernobil Felaketi Optimizasyonu

GWO : Gri Kurt Optimizasyonu

RSA : Sürüngen Arama Algoritması

PU : Birincil Kullanıcı

EGC : Eşit Kazanç Birleştirme

MRC : Maksimum Oran Birleştirme

SNR : Sinyal Gürültü Oranı

FCC : Federal İletişim Komisyonu

FC : Birleştirme Merkezi

ROC : Alıcı İşletim Karakteristik Eğrisi

AWGN : Toplanır Beyaz Gauss Gürültüsü

PDF : Olasılık Dağılım Fonksiyonu

AAF : Yükselt ve İlet

CLT : Merkezi Limit Teoremi

P_d : Algılama Olasılığı

P_f : Yanlış Alarm Olasılığı

P_m : Eksik Algılama Olasılığı

$N_i[n]$: i'nci İkincil Kullanıcı - Birleştirme Merkezi Kanal Gürültüsü

$W_i[n]$:Birincil Kullanıcı - i'nci İkincil Kullanıcı Kanal Gürültüsü

σ_S^2 : Birincil Kullanıcı Sinyali Varyansı

$\sigma_{W_i}^2$: Gürültü Varyansı

δ_i^2 : i'nci İkincil Kullanıcı- Birleştirme Merkezi Kanal Gürültü Varyansı

g_i : Birincil Kullanıcı ile i'nci Kullanıcı Arasındaki Kanal Kazancı

h_i : i'nci İkincil Kullanıcı- Birleştirme Merkezi Arasındaki Kanal Kazancı

$P_{R,i}$: i'nci İkincil Kullanıcının İletim Gücü

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 4.1. İşbirlikçi spektrum algılama sistem parametreleri……..……...41
Tablo 4.2. Zeki optimizasyon teknikleri simülasyon parametreleri……....41
Tablo 4.3. Zeki optimizasyon tekniklerinin çeşitli yanlış alarm olasılığı değerleri için algılama olasılıkları……..……...48

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Spektrum boşluklarının fırsatçı kullanımı……...4
Şekil 1.2. Bilişsel radyo döngüsü……..…….5
Şekil 2.1. Spektrum algılama tekniklerinin sınıflandırması……..10
Şekil 2.2. Enerji algılama tekniğinin blok diyagramı…….....10
Şekil 2.3 Yumuşak birleştirme şeması tabanlı işbirlikçi spektrum algılama modeli....19
Şekil 3.1. Parçacık sürü optimizasyonu akış şeması……26
Şekil 3.2. Yarasa algoritması akış şeması……29
Şekil 4.1. PSO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi……..43
Şekil 4.2. BA ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi……44
Şekil 4.3. CDO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi……..45
Şekil 4.4. RSA ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi……..46
Şekil 4.5. GWO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi…….47
Şekil 4.6. Zeki optimizasyon teknikleri $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi……48
Şekil 4.7. Zeki optimizasyon teknikleri yakınsama hızları……..49

GİRİŞ

Son yıllarda 5G ve ötesi teknolojilerine yönelik gelişmeler, Nesnelerin İnterneti (IoT) ile birbirine bağlı cihaz sayısındaki artış, doğal ve sınırlı bir kaynak olan spektruma yönelik ihtiyacın giderek yükselmesine sebep olmuştur. Belirli frekans bantlarını, lisanslı kullanıcılara uzun süreler için tahsis eden geleneksel sabit spektrum erişimi yöntemlerinin bu dinamik ortamda verimsiz kaldığı belirlenmiştir [1]. Radyo frekans spektrumunu daha etkin ve esnek kullanabilme amacı ile bilişsel radyo teknolojisi ortaya çıkmıştır. Bu teknoloji, ikincil kullanıcılar (SU) olarak da adlandırılan lisanssız kullanıcıların, lisanslı kullanıcıların kullanmadığı anlardaki boş spektrum bantlarını dinamik bir şekilde algılayıp kullanmasına izin verir [2]. Bilişsel radyo sistemlerinin başarılı bir şekilde çalışması, lisanslı kullanıcıların varlığını doğru olarak tespit edebilme yeteneğine bağlıdır. Aksi takdirde ikincil kullanıcılar, lisanslı kullanıcılar üzerinde istenmeyen zararlı girişimlere neden olabilir. Spektrum boşluklarının ve lisanslı kullanıcıların varlığının belirlenmesi, bilişsel radyonun spektrum algılama aşamasında gerçekleştirilir. Spektrum algılama, kullanıcı sayısına göre tek kullanıcılı ve çok kullanıcılı (işbirlikçi) algılama olarak ayrılır. Tek kullanıcı ile yapılan algılamada gölgeleme veya çok yollu sönümlemelere bağlı olarak gizli terminal sorunu ortaya çıkmaktadır [3]. Bu sorunla başa çıkabilmek adına birden fazla bilişsel kullanıcının mevcut spektrum doluluğunu birlikte tespit ettiği işbirlikçi spektrum algılama yöntemi kullanılmaktadır. İşbirlikçi spektrum algılamada bilişsel kullanıcıların spektrumda yerel olarak edindiği algılama verileri bir birleştirme merkezinde birleştirilir. Bu birleştirme yumuşak birleştirme ve sert birleştirme olarak ikiye ayrılır [4,5]. Sert birleştirme yönteminde, her bir bilişsel kullanıcı bağımsız olarak elde ettiği algılama sonuçlarını 1 bit olarak birleştirme merkezine iletirken, yumuşak birleştirme yönteminde bilişsel kullanıcılar yerel olarak herhangi bağımsız karar almadan elde ettiği tüm istatistiksel verileri birleştirme merkezine iletir. Yumuşak birleştirme yönteminde elde edilen algılama sonuçlarının sert birleştirme tekniğine kıyasla daha başarılı olduğu kanıtlanmıştır [6]. Ancak yumuşak birleştirme yönteminde

kullanılan klasik metotlar algılama başarımında yetersiz kalabilmektedir. Bu tez çalışmasında yumuşak birleştirme kararlarının faydalarını en üst düzeye çıkarabilmek adına çeşitli zeki optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmalar, her bir bilişsel radyoya atanan ağırlıkları uyarlanabilir bir şekilde ayarlamayı amaçlar. Ağırlıklar dinamik olarak optimize edilerek ağdaki her bir bilişsel radyodan gelen algılama verilerinin çeşitliliğinden daha iyi yararlanılabilir, güvenilir olmayan ölçümlerin etkisi azaltılır ve nihai olarak genel algılama performansı artırılır. Bu tez çalışması, bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama performansını optimize etmek için kullanılan Yarasa Algoritması (BA: Bat Algorithm), Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması (PSO: Particle Swarm Optimization), Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO: Grey Wolf Optimizer), Sürüngen Arama Algoritması (RSA: Reptile Search Algorithm) ve Çernobil Felaketi Optimizasyon Algoritması(CDO: Chernobyl Disaster Optimizer) dahil olmak üzere adaylar arasında en etkili optimizasyon algoritmasını belirlemeyi amaçlamaktadır. Temel hedef, hangi zeki optimizasyon algoritmasının radyo spektrumunda lisanslı kullanıcıların varlığını veya yokluğunu doğru bir şekilde tespit etme olasılığının en yüksek olduğunu belirlemektir. Bununla birlikte çalışmada, geleneksel yöntemler ile zeki optimizasyon tekniklerinin algılama performansı üzerindeki etkisi de kıyaslanmıştır. Tezin 1. bölümünde bilişsel radyo ağları hakkında genel bilgiler ve literatür taramasına yer verilmiştir. Bölüm 2'de spektrum algılama teknikleri ele alınmıştır ve çalışmada kullanılan sistem modeli açıklanmıştır. Bölüm 3'de zeki optimizasyon algoritmalarından PSO, BA, GWO, RSA, CDO detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Simülasyon sonuçları Bölüm 4'de verilmiştir. Elde edilen sonuçların değerlendirilmesi ve gelecek çalışmalar için öneriler Bölüm 5'te sunulmuştur.

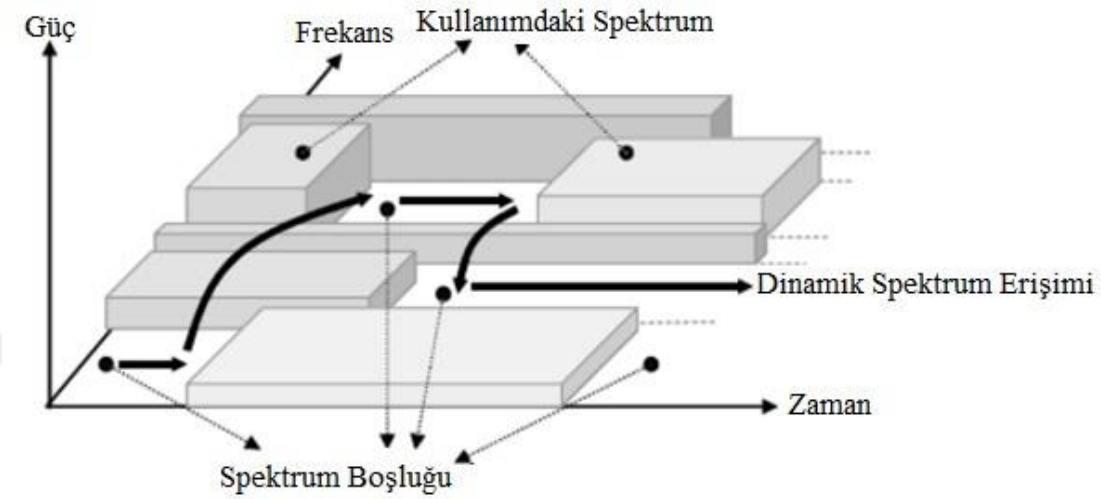
1. BÖLÜM

BİLİŞSEL RADYO

1.1. Genel Bilgiler

Teknoloji gelişmeye ve iletişimden eğlenceye, ulaşımdan endüstriye kadar modern yaşamın çeşitli yönleriyle iç içe geçmeye devam ettikçe, spektruma olan ihtiyaç çok daha önemli hale gelmiştir. Son zamanlarda sanal gerçeklik, artırılmış gerçeklik, bulut tabanlı hizmetler gibi uygulamaların yaygınlaşması, nesnelerin interneti ile on binlerce cihazın birbirine bağlanması, otonom araçlar, uzaktan cerrahi operasyonlar gibi gelişmelerin gündeme gelmesi ile birlikte radyo frekans spektrumuna olan talep daha önce görülmemiş seviyelere yükselmiştir. Tüm bu yeni nesil kablosuz iletişim teknolojileri ve nesnelerin interneti uygulamalarının etkin ve sorunsuz bir şekilde çalışması, sınırlı ve değerli bir kaynak olan spektrumun mevcudiyetine bağlıdır [7,8]. Ancak, özel kullanım için lisanslı kullanıcılara veya hizmetlere belirli frekans bantlarının tahsis edilmesi fikrine dayanan sabit spektrum tahsis politikası, bant genişliğine yönelik artan talepler karşısında giderek daha kullanışsız ve verimsiz hale gelmiştir. Bu politikanın en büyük dezavantajlarından birisi, tahsis edilen birçok frekansın uzun süreler boyunca boşta kalması nedeniyle spektrumun yeterince kullanılamaması ve bunun sonucunda yeni teknolojiler ve hizmetler için mevcut spektrumun yetersiz kalmasıdır. Bu verimsizlik, kablosuz iletişimde devrim niteliğinde bir kavram olan bilişsel radyo sistemlerinin doğmasına neden olmuştur. Bilişsel radyo, dinamik spektrum erişimi politikasını kullanarak tahsis edilen spektrumu tarayabilen ve lisanslı kullanıcılar (birincil kullanıcılar, PU) tarafından spektrumun kullanılmadığı zamanları akıllıca tespit edebilen bir teknolojidir. Tespit edilen spektrum boşluklarına, ikincil kullanıcılar (SU) olarak da adlandırılan lisanssız kullanıcıların fırsatçı bir şekilde erişmesine ve kullanmasına izin verilir. Bu sayede mevcut radyo frekans spektrumunun dinamik, esnek ve verimli bir şekilde kullanılması

sağlanır [9]. Bilişsel radyo ortamında spektrum doluluk ve boşluğunu temsil eden bir görsel Şekil 1.1'de verilmiştir.



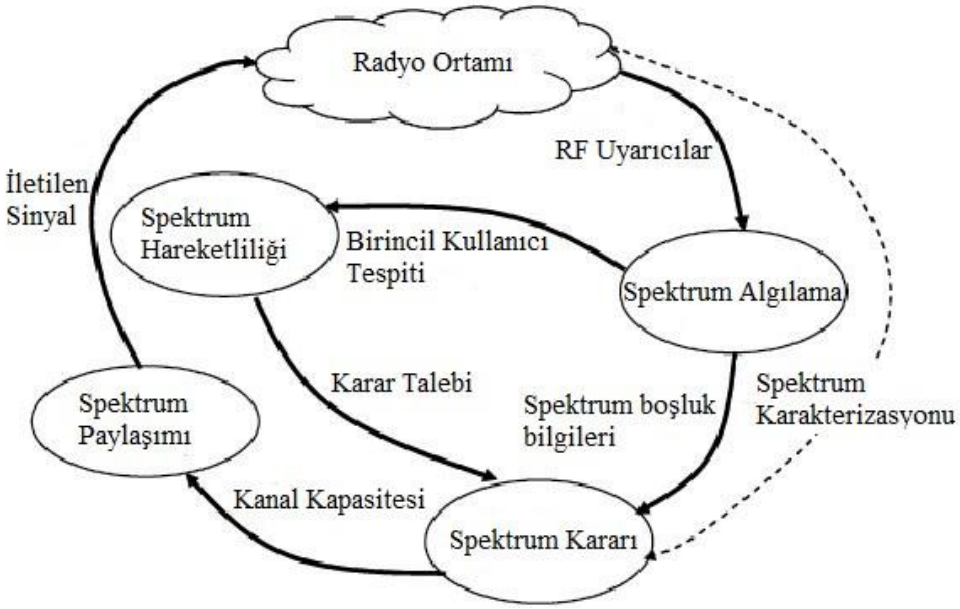
Şekil 1.1. Spektrum boşluklarının fırsatçı kullanımı.

Bilişsel radyo, çalışma ortamını sürekli olarak gözlemleyip değerlendirebilen ve çalışma parametrelerini elde ettiği çıkarımlara göre değiştirebilen bir sistemdir. Bilişsel yetenek ve yeniden ayarlanabilirlik, bilişsel radyonun iki temel özelliğini ifade eder. Bilişsel yetenek, radyo ortamının algılanması, analiz edilmesi ve spektrum kullanılabilirliği, kanal koşulları hakkında öngörü kazanma yeteneğini ifade eder. Bu özellik, çalışma parametrelerinin seçilmesini ve hangi frekansların kullanılacağı konusunda bilinçli kararlar alınmasını sağlar. Yeniden ayarlanabilirlik ise bilişsel radyonun değişen çevre koşullarına ve kullanıcı gereksinimlerine göre iletim gücü, modülasyon türü, çalışma frekansı gibi parametrelerini dinamik olarak ayarlayabilmesi yeteneğidir [10,11]. Bilişsel radyo bu özelliklerinden faydalanarak birden fazla kullanıcı ve hizmetin spektrumu birbirlerine girişim oluşturmayacak şekilde güvenli, verimli bir şekilde paylaşmasını amaçlar.

1.2. Bilişsel Radyonun Fonksiyonları

Bilişsel radyo ağlarında, temel olarak iki tip kullanıcı vardır. Birincil kullanıcılar, belirli frekans bantlarında lisansa ve öncelikli erişim hakkına sahip olan kullanıcılardır. Bu kullanıcılar, kendilerine tahsis edilen spektrum bantlarında diğer kullanıcıların müdahalesi olmadan iletim yapma hakkına sahiptir. İkincil kullanıcılar ise belirli bir

lisansa sahip olmayan, birincil kullanıcıların spektrumda aktif olmadığı zaman dilimlerini tespit edip bu anlarda spektrumdan yararlanan kullanıcılardır. İkincil kullanıcılar, birincil kullanıcılar spektruma yeniden döndüğünde kanalı bir girişime neden olmadan boşaltmaktan ve alternatif yeni kanalları tespit etmekten sorumludur. Bilişsel radyo, bant genişliğinin verimliliğini artırmak, istenmeyen girişimleri engellemek, değişen koşullara uyum sağlamak ve spektrum kaynaklarının en etkili kullanımını sağlamak için dört temel fonksiyonu kullanır. Bu fonksiyonlar sırasıyla spektrum algılama, spektrum yönetimi, spektrum hareketliliği ve spektrum paylaşımıdır. Bilişsel döngünün dört aşaması Şekil 1.2'de verilmiştir.



Şekil 1.2. Bilişsel radyo döngüsü.

1.2.1 Spektrum Algılama

Radyo spektrumunun belirli bir anında ve konumunda, kullanılmayan spektrum boşluklarını bulma işlevi spektrum algılama aşamasında gerçekleştirilir. Bilişsel döngünün başarılı bir şekilde yürütülmesi, birincil kullanıcıların varlığının veya yokluğunun en doğru biçimde belirlenebilmesine bağlı olduğundan bu aşama bilişsel radyo ağları için oldukça önemlidir [12]. Belirli bir frekans bandı periyodik olarak gözlenerek birincil kullanıcıların varlığı tespit edildiği takdirde ikincil kullanıcıların birincil kullanıcılar üzerinde meydana getirebileceği olası girişimlerin engellenmesi

amaçlanır. Spektrum algılamaya dair kapsamlı bilgiler ve literatürde kullanılan yöntemler bölüm 2'de detaylı incelenecektir.

1.2.2. Spektrum Yönetimi

Tespit edilen spektrum boşluklarına göre, mevcut kullanıcılar arasında adil bir spektrum planlaması sağlamak ve kullanıcıların ihtiyaçlarına göre en uygun bandın seçilmesi spektrum yönetiminin görevidir. Bu adım spektrum analizi ve kararını içeren iki aşamadan oluşur. Spektrum analizinde, spektrum algılama adımında tespit edilen spektrum boşlukları, birincil kullanıcı faaliyetleri, kanalın girişim seviyesi, yol kaybı, bağlantı katmanı gecikmesi gibi faktörler dikkate alınarak değerlendirilir. Mevcut bantların özellikleri değerlendirildikten sonra iletim için en uygun bant seçimi gerçekleştirilir [13,14].

1.2.3 Spektrum Hareketliliği

Spektrum hareketliliği, ikincil kullanıcıların iletimine devam etmesi için kanallar arasında sorunsuz geçişler sağlamasını amaçlar. Bilişsel radyo sistemlerinde, birincil kullanıcı kanala geri döndüğünde veya spektrum kalitesi kötüleştiğinde, ikincil kullanıcının devam eden iletimini askıya alması, kanalı boşaltması ve iletimine devam etmek için uygun boş bir kanala geçmesi beklenir. Bu hareket spektrum el değiştirme olarak adlandırılır. Birincil kullanıcılar, spektrumda her zaman daha yüksek önceliğe sahip olduklarından herhangi bir girişim oluşturmamak adına birincil kullanıcılar kanala döndüklerinde ikincil kullanıcıların kanaldan derhal uzaklaşmaları oldukça önemlidir. Bununla birlikte iletişim kanalının kalitesi de zamanla bozulabilmektedir. İkincil kullanıcıların bu iki durumda da kanallar arasında dinamik olarak geçiş yapabilmesi spektrum hareketliliği fonksiyonu ile gerçekleştirilir [15,16].

1.2.4 Spektrum Paylaşımı

Spektrumun, kullanıcılar arasında etkili ve adil bir şekilde paylaşımını ifade eder. Hem birincil hem de ikincil olmak üzere birden fazla kullanıcının aynı frekans bantlarında bir arada bulunduğu göz önüne alındığında, etkili koordinasyonu gerçekleştirmek son derece önemlidir. Temel amaç, birincil kullanıcıları girişimden korumak şartıyla spektrumun verimli ve işbirlikçi kullanımını sağlamaktır [13].

1.3 Literatür Değerlendirmesi

Spektrum algılama, bilişsel radyo sistemlerinde kritik bir öneme sahip olduğundan, bu aşama üzerine çok sayıda yöntem geliştirilmiştir. Bunlardan enerji algılama [17-19], uyumlu filtre algılama [20,21], çevrimsel durağan özellik algılama [22], özdeğer tabanlı algılama [23] literatürde en sık kullanılan yöntemlerdendir. Birincil kullanıcı sinyaline ilişkin ön bilgi olmadığında enerji algılama yöntemi basitliği ve hesaplama verimliliği ile yaygın kullanılan bir yöntem haline gelirken, birincil kullanıcı sinyali hakkında kapsamlı bilgiye önceden erişilebildiğinde uyumlu filtre algılama yöntemi performans açısından üstünlük sağlamaktadır [24,25]. Tek kullanıcı ile yapılan yerel algılama teknikleri sönümleme, gürültü belirsizliği, gölgeleme gibi nedenlerden dolayı güvenilir bir spektrum doluluğu bilgisi sağlamakta yetersiz kalmaktadır. Spektrum algılama doğruluğunu artırmak için birden fazla ikincil kullanıcıdan yararlanmayı amaçlayan işbirlikçi spektrum algılama şemaları önerilmiştir ve bu şemalar genel olarak sert karar ve yumuşak karar birleştirme şemaları olarak ikiye ayrılmaktadır. Sert karar birleştirme şemalarında her bir ikincil kullanıcının spektrumun boş olup olmamasına dair bireysel olarak verdiği bir bitlik kararlar birleştirme merkezinde VE, VEYA, OYLAMA kuralları kullanılarak birleştirilir [26]. Yumuşak karar birleştirme şemalarında ikincil kullanıcılar elde ettiği tüm gözlem verilerini birleştirme merkezine gönderir. Her bir ikincil kullanıcıdan gelen istatiksel veriler ağırlıklandırılır ve birleştirme merkezinde eşit kazanç birleştirme, maksimum oran birleştirme, modifiye sapma katsayısı gibi klasik yöntemler kullanılarak birleştirilir [27-30].

Son yıllarda araştırmacılar, bilişsel radyo sistemlerinin genel performansını artırmak için zeki optimizasyon tekniklerinin spektrum algılama ile entegrasyonu üzerinde çalışmalarını yoğunlaştırmışlardır. [31]'de genetik algoritma kullanılarak ağırlık katsayılarının optimize edildiği yumuşak karar birleştirme şeması sunulmuştur. Önerilen algılama şeması klasik yumuşak birleştirme yöntemlerinden NDC (normal sapma katsayısı), MDC (modifiye sapma katsayısı), EGC (eşit kazanç birleştirme), MRC (maksimum oran birleştirme) ve sert birleştirme şeması yöntemleri ile algılama performansı açısından kıyaslanmış, genetik algoritma ile önerilen şemanın üstünlük sağladığı görülmüştür. Parçacık sürü optimizasyonu algoritması ve bu algoritmanın beş farklı varyantının, sabit bir yanlış alarm olasılığı altında işbirlikçi spektrum algılama performansını artırmak için kullanıldığı yumuşak karar birleştirmesine dayalı algılama

şeması [32]'de önerilmiştir. Minimum hata ve yanlış alarm olasılığını gerçekleştirmek amacıyla [33]'de optimum ağırlık katsayıları çiçek tozlaşma algoritması yardımıyla bulunmuştur. [34]'de algılama olasılığını artırmak için verimli uyarlanabilir yapay arı kolonisi algoritması önerilmiştir. Önerilen algoritmanın, parçacık sürü optimizasyonu, yapay arı kolonisi algoritması ve modifiye edilmiş parçacık sürü optimizasyon algoritması ile aynı yanlış alarm olasılığı altında daha iyi algılama olasılığı sağladığı belirlenmiştir. Birleştirme merkezinde optimal ağırlık vektörünü belirlemek için metasezgisel algoritmalardan yusufçuk algoritması ve gri kurt optimizasyon algoritması [35]'de kullanılmıştır. Algılama olasılığı sonuçları, bilişsel radyo kullanıcı sayısına, sinyal gürültü oranı (SNR) etkisine göre de karşılaştırılmış ve gri kurt optimizasyon algoritmasının en iyi sonucu verdiği gözlenmiştir. [36]'da parçacık sürü optimizasyon algoritması, ateşböceği algoritması, balık sürüsü arama algoritması olmak üzere üç farklı biyo esinlenilmiş teknik, işbirlikçi spektrum algılama için uygun ağırlık vektörünü belirlemede kullanılmıştır. Çalışmada güç amplifikatörlerinin neden olduğu doğrusal olmayan bozulmalardan muzdarip olan gerçekçi sinyaller dikkate alınmıştır. Sonuçlar biyo esinlenilmiş tekniklerin geleneksel yöntemlerden daha yüksek algılama olasılığı sağladığını göstermiştir.

Bu tez çalışmasında, geleneksel yöntemlere kıyasla spektrum boşluklarını ve birincil kullanıcıların varlığını doğru tespit edebilme performansı üzerinde daha üstün sonuçlar sağlayan zeki optimizasyon teknikleri kullanılmıştır. Çalışmada tespit olasılığını artırmak için her bir ikincil kullanıcıya ağırlıkların atandığı işbirlikçi spektrum algılama şemasından yararlanılmıştır. Bu şemada ikincil kullanıcılara atanan ağırlıklar, birleştirme merkezindeki algılama olasılığı maksimum değere ulaşana kadar değiştirilir. Birleştirme merkezindeki algılama olasılığı bir optimizasyon problemi olarak ele alınmış ve Yarasa Algoritması, Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması, Gri Kurt Optimizasyonu, Sürüngen Arama Algoritması ve Çernobil Felaketi Optimizasyon Algoritması teknikleri kullanılarak ağırlıkların optimum kombinasyonları elde edilmeye çalışılmıştır. Bu tekniklerden Sürüngen Arama Algoritması ve Çernobil Felaketi Optimizasyon Algoritması, bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama işlevi için ilk kez kullanılmış ve bu algoritmaların spektrum algılama amacı için kullanılabilme potansiyeli ortaya çıkarılarak alana katkı sağlanmıştır.

2. BÖLÜM

BİLİŞSEL RADYO AĞLARINDA SPEKTRUM ALGILAMA

Spektrum algılama, bilişsel radyo ağlarında ikincil kullanıcıların belirli bir frekans bandında birincil kullanıcıların varlığını veya yokluğunu tespit etmesini sağlayan temel süreçtir. Spektrum algılamanın temel amacı, bir frekans bandının doluluğuna ilişkin güvenilir kararlar vermek ve birincil kullanıcıların ikincil kullanıcıların neden olabileceği zararlı girişimlerden korunmasını sağlamaktır. Spektrum algılama, bilişsel radyo sisteminin önemli bir aşamasıdır; çünkü birincil kullanıcılarla girişimleri önleyerek ağların sorunsuz çalışmasını sağlamalarına ve spektral verimliliği en üst düzeye çıkarmalarına olanak tanır.

Bu bölümde çeşitli spektrum algılama teknikleri, işbirlikçi spektrum algılamada kullanılan birleştirme şemaları, algılama performans metrikleri ve çalışmada kullanılacak olan sistem modeli açıklanmıştır.

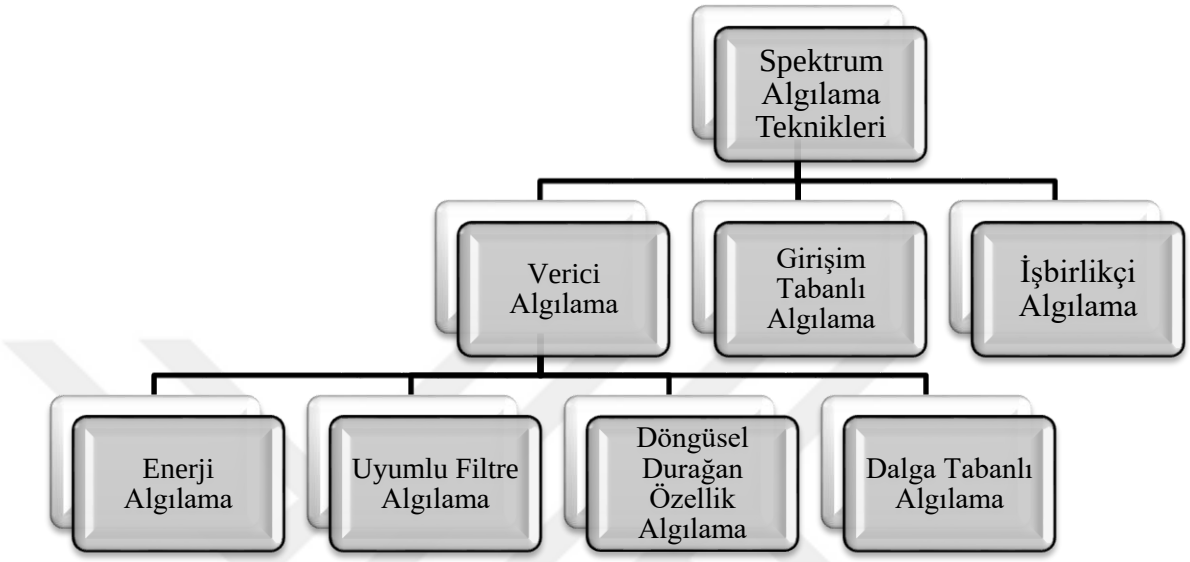
2.1 Spektrum Algılama Teknikleri

Literatürde çok sayıda spektrum algılama tekniği tanıtılmıştır. Bu tez çalışmasında en sık kullanılan spektrum algılama tekniklerine yer verilmiştir. Spektrum algılama, Şekil 2.1'de görüldüğü gibi verici algılama, işbirlikçi algılama ve girişim tabanlı algılama olarak üçe ayrılabilir [11].

2.1.1 Verici Algılama

Bilişsel radyoda verici tespiti, yerel bilişsel radyo kullanıcıları tarafından yapılan gözlemler yoluyla birincil kullanıcı vericileri tarafından yayılan zayıf sinyallerin

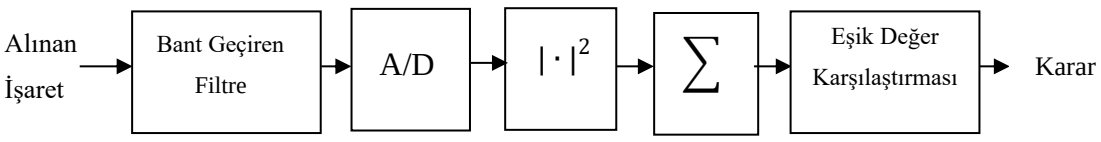
belirlenmesine dayanır. Enerji algılama, uyumlu filtre algılama, döngüsel durağan özellik algılama, dalga tabanlı algılama yöntemleri bu sınıfa girmektedir.



Şekil 2.1 Spektrum algılama tekniklerinin sınıflandırması.

2.1.1.1. Enerji Algılama

Birincil kullanıcı sinyali hakkında ön bilgi gerektirmemesi ve hesaplama analizinin basit olması nedeniyle en çok tercih edilen algılama yöntemlerinden biridir. Enerji algılama yöntemi, belirli bir frekans bandı içinde alınan sinyalin enerjisini ölçmeye dayalıdır. Karar verme süreci, ölçülen bu enerjinin (veya test istatistiğinin) gürültü gücüne bağlı önceden tanımlanmış bir eşik değerle karşılaştırılması ile gerçekleştirilir. Hesaplanan enerji eşik değerden büyükse izlenen spektrumda birincil kullanıcı sinyalinin varlığına karar verilir. Eşik değerin altındaysa birincil kullanıcının bulunmadığı, ilgili spektrumun boş olduğu sonucuna varılır [37]. Enerji algılama yönteminin blok diyagramı Şekil 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.2. Enerji algılama tekniğinin blok diyagramı.

Gürültü koşullarının değiştiği dinamik ortamlarda uygun eşik değerinin belirlenebilmesi bu yöntemde karşılaşılan zorluklardandır. Ayrıca birincil kullanıcı sinyallerinin zayıf olduğu düşük sinyal-gürültü oranı (SNR) durumlarında yöntemin güvenilirliği azalmaktadır [38].

2.1.1.2. Uyumlu Filtre Algılama

Uyumlu filtre, birincil kullanıcının sinyal özellikleri hakkında önceden bilgi sahibi olunduğunda tercih edilen bir algılama yöntemidir. Bu yöntem bir giriş sinyali verildiğinde çıkışındaki SNR oranını en üst düzeye çıkarmak için tasarlanmış bir filtrenin uygulamasını içerir [39,40]. Uyumlu filtrenin çalışması, bilinen bir referans sinyalinin gelen ilgili sinyalle korelasyonuna dayanır. Modülasyon türü, darbe şekli, çalışma frekansı da dahil olmak üzere özellikleri iyi bilinen birincil kullanıcı referans sinyalinin gelen sinyal ile korelasyon seviyesine bakılır. Karar, önceden belirlenmiş bir eşikle karşılaştırılarak verilir. Korelasyon seviyesi eşiği aşarsa, alınan sinyal ile referans sinyal arasında güçlü bir benzerlik olduğunu gösterir ve iletim bandında birincil kullanıcı sinyalinin varlığına işaret eder.

2.1.1.3. Döngüsel Durağan Özellik Algılama

Döngüsel durağan özellik algılama yöntemi, spektrumdaki varlıklarını tespit edebilmek için lisanslı kullanıcı sinyallerinin zaman içinde periyodiklik gösteren istatistiksel özelliklerinden yararlanır. Bu periyodik özellikler tipik olarak sinüzoidal taşıyıcılar, modülasyon şemaları, çevrimsel önekler gibi sinyal bileşenleriyle ilişkilidir. Lisanslı kullanıcı sinyallerinde gözlenen öz-ilişki ve ortalama gibi döngüsel özellikler gürültü işaretlerinde gözlenmez. Bu ayırt edici özellikten faydalanılarak birincil kullanıcıların varlığı tespit edilebilir. Döngüsel durağan özellik algılama, enerji algılama yöntemine kıyasla sinyalleri gürültüden ayırma konusunda daha başarılıdır. Düşük SNR koşulu altında da algılama performansı yüksek olmasına rağmen, birincil kullanıcı sinyal bilgilerinin önceden bilinme gerekliliği, sinyalden döngüsel özellikleri çıkarmak için gereken yüksek hesaplama karmaşıklığı ve uzun algılama süresi yöntemin dezavantajlarını oluşturur [41,42].

2.1.1.4. Dalga Şekli Tabanlı Algılama

Dalga şekli tabanlı algılamada, ön ekler, orta ekler, yayılma dizileri, pilot taşıyıcılar gibi belirli model bilgileri iletilen sinyallere dahil edilir. Bu model bilgileri senkronizasyon, spektrum algılama gibi amaçlar için kullanılır. Sinyalde bilinen bir model mevcut olduğunda alınan sinyal ile kendisine ait bilinen bir kopyası arasındaki benzerliği değerlendirmek için bir ilişkilendirici kullanılır [43]. Algılama süreci, ilişkilendiricinin çıkışının belirlenmiş bir eşik değerle karşılaştırılmasını içerir. Eğer elde edilen çıkış, eşik değeri aşarsa bu birincil kullanıcı sinyalinin varlığına işaret etmektedir. Dalga şekli tabanlı algılama, enerji algılama yöntemine kıyasla gelişmiş güvenilirlik ve daha hızlı yakınsama avantajlarını sunar. Ayrıca bilinen sinyal modellerinin uzunluğu arttıkça daha doğru algılama sağlamaktadır. Ancak senkronizasyon hatalarına karşı hassas olması ve yalnızca sinyal modeli bilinmesi durumunda uygulanabilmesi yöntemi kısıtlayan faktörlerdir.

2.1.2. Girişim Tabanlı Algılama

Federal İletişim Komisyonu (FCC), girişim analizi için bir ölçüm parametresi olarak girişim sıcaklığı kavramını tanıtmıştır. Bu parametre, belirli bir frekans bandında alıcı tarafından tolere edilebilir maksimum girişim limiti olarak tanımlanır. Banttaki herhangi frekansta yapılan bir iletim, diğer iletimler için belirlenmiş olan girişim sıcaklık sınırını aşan bir gürültü seviyesi ürettiğinde zararlı kabul edilir. Bu nedenle, belirli bir bandı kullanan herhangi bir lisanssız verici, mevcut girişimle birleştiğinde iletimlerinin lisanslı bir alıcıda girişim sıcaklığı sınırını aşmadığından emin olmalıdır [14]. Bu yöntemin dezavantajlarından biri belirli bir güç sınırının olmasıdır. Birincil kullanıcı iletimde olmayıp bant tamamen boşta olsa bile ikincil kullanıcıların yüksek güçte veri iletmesine izin verilmez [42]. Bununla birlikte, bu yöntemde birden fazla ikincil kullanıcının olduğu ortamlarda ve ikincil kullanıcıların yakındaki birincil kullanıcıların konumundan habersiz olduğu durumlarda girişim sıcaklığının doğru belirlenememe problemi ile karşılaşılmaktadır [1].

2.1.3. İşbirlikçi Spektrum Algılama

İşbirlikçi spektrum algılama, bilişsel radyo ağlarında güvenilirliği artırmak, algılama performansını iyileştirmek ve nihai olarak verimli spektrum kullanımını gerçekleştirmek

için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, özellikle gölgelenme veya çok yollu sönümlenme gibi faktörler nedeniyle bir ikincil kullanıcının civardaki birincil kullanıcıların varlığından habersiz olması durumunda ortaya çıkan gizli terminal sorununun sunduğu zorlukların ele alınmasında değerlidir. İşbirlikçi spektrum algılamada tek kullanıcıdan alınan yerel bilgilere güvenmek yerine birden fazla ikincil kullanıcıdan elde edilen gözlemler, spektrum kullanılabilirliği ve doluluğu hakkında daha bilinçli kararlar verebilmek için bir birleştirme merkezinde toplanır ve analiz edilir. Algılama yönteminde, her yerel ikincil kullanıcı kanalı tarar ve algılama bilgilerini merkezi veya dağıtık bir şekilde diğer ikincil kullanıcılarla paylaşır. Daha sonra spektrumun kullanılabilirliği hakkında ortak bir karar oluşturulur.

2.1.3.1. Merkezi İşbirlikçi Spektrum Algılama

Merkezi işbirlikçi algılama tekniğinde algılama sürecini düzenleyen birleştirme merkezi (FC) veya ana düğüm olarak bilinen merkezi bir birim bulunur. Burada üç aşamalı bir prosedür gerçekleştirilir: İlk olarak, birleştirme merkezi algılama için belirlenen frekans bandında tüm katılımcı bilişsel radyo kullanıcılarına (ikincil kullanıcılara) bağımsız olarak yerel spektrum algılaması yapmaları talimatını verir. İkinci adımda, bu ikincil kullanıcılar bireysel algılama verilerini önceden tanımlanmış bir kontrol kanalı aracılığıyla birleştirme merkezi ile paylaşır. Son olarak, birleştirme merkezi, birincil kullanıcıların varlığı hakkında toplu bir karar vermek için alınan yerel algılama bilgilerini toplar ve birleştirir. Bu karar daha sonra iş birliği yapan ikincil kullanıcılara geri iletilir [44]. Merkezi işbirlikçi algılama yöntemi, uzamsal olarak konumlandırılmış ikincil kullanıcıların gözlemlerini birleştirerek yüksek algılama performansı ve spektrum verimliliği elde etmeyi amaçlamaktadır.

2.1.3.2. Dağıtık İşbirlikçi Spektrum Algılama

Dağıtık işbirlikçi yaklaşımda, birincil kullanıcının varlığı veya yokluğuna ilişkin karar birleştirme merkezi gibi merkezi bir birim tarafından alınmaz. Bunun yerine yinelemeli bir süreç aracılığıyla ortak bir küresel karara varabilmek için ikincil kullanıcılar birbirleriyle iletişime geçerler. Dağıtık işbirlikçi algılama sürecinde ilk adımda her kullanıcı yerel olarak edindiği spektrum bilgilerini komşu kullanıcılarla paylaşır. Daha sonra ikincil kullanıcılar kendi yerel algılama bilgilerini diğer ikincil kullanıcılar tarafından bildirilen algılama bilgileriyle birleştirerek birincil kullanıcının mevcut olup

olmadığına karar verir. Spektrum boşluğu tespit edilmezse, ikincil kullanıcılar bir sonraki iterasyonda birleştirilmiş sonuçlarını diğer kullanıcılara tekrar gönderir. Süreç, işbirlikçi şema yakınsayana ve spektrumun kullanılabilirliğine ilişkin nihai karar elde edilene kadar devam eder [45].

2.2. İşbirlikçi Algılama Birleştirme Şemaları

İşbirliğine dayalı bir karar vermek için algılama sonuçlarını toplama süreci, birleştirme şemaları kullanılarak gerçekleştirilir. İşbirlikçi spektrum algılamada yerel kararlar sert birleştirme ve yumuşak birleştirme olmak üzere iki şekilde bir araya getirilir:

2.2.1. Sert Birleştirme

Sert birleştirme şemasında, her bir ikincil kullanıcı bağımsız olarak spektrum algılama gerçekleştirir ve birincil kullanıcıların varlığı veya yokluğuna ilişkin yerel bir karar verir. Yerel kararlar tipik olarak ikili yapıdadır ve '1' birincil kullanıcının varlığını, '0' ise yokluğunu gösterir. Birleştirme merkezinde bu yerel kararlardan elde edilen bir bitlik veriler birleştirilir [26]. Yerel kararlara dayalı olarak nihai bir karar vermek için birleştirme merkezinde çeşitli sert birleştirme teknikleri kullanılır.

Mantıksal "VEYA" Kuralı: Karar verme sürecine katılan ikincil kullanıcılardan en az biri kanalın meşgul olduğunu tespit ederse kanal dolu olarak kabul edilir Mantıksal "VEYA" kuralı birincil kullanıcıların korunmasını artırır, fakat daha az verimli spektrum kullanımına neden olur. Algılama olasılığı ve yanlış alarm olasılığı aşağıda belirtilmiştir:

$$P_{d_OR} = 1 - \prod_{i=1}^{K} \left(1 - P_{d_i}\right) \tag{2.1}$$

$$P_{f_OR} = 1 - \prod_{i=1}^{K} \left(1 - P_{f_i}\right) \tag{2.2}$$

Mantıksal "VE" Kuralı: Tüm ikincil kullanıcılar kanalın meşgul olduğuna karar verirse kanalın dolu olduğu kabul edilir. Algılama olasılığı ve yanlış alarm olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$P_{d_AND} = \prod_{i=1}^{N} (P_{d_i}) \tag{2.3}$$

$$P_{f_AND} = \prod_{i=1}^{N} (P_{f_i}) \tag{2.4}$$

Oylama Kuralı: N sayıda ikincil kullanıcıdan en az K adet kullanıcı kanalın dolu olduğuna karar verirse kanalın dolu olduğu kabul edilir. K=1 iken "VEYA" kuralı, K=N iken "VE" kuralı uygulanmaktadır ve oylama kuralının özel durumları olarak kabul edilmektedir [6]. Algılama olasılığı ile yanlış alarm olasılığı aşağıda sırasıyla verilmiştir:

$$P_{d_Majority} = \prod_{i=K}^{N} \binom{N}{i} P_d^i (1 - P_{d_i})^{N-i} \tag{2.5}$$

$$P_{f_Majority} = \prod_{i=K}^{N} \binom{N}{i} P_f^i (1 - P_{f_i})^{N-i} \tag{2.6}$$

2.2.2. Yumuşak Birleştirme

Yumuşak birleştirme şemasında, sert birleştirme şemasının aksine ikincil kullanıcılar bireysel herhangi bir karar vermezler; bunun yerine nihai bir karar alınabilmesi için elde ettikleri tüm istatiksel verileri birleştirme merkezine gönderirler. Bu yöntemde her bir ikincil kullanıcıdan gelen enerji istatistiği belirli bir ağırlıkla çarpılır, bu ağırlıklı değerler daha sonra birleştirme merkezinde toplanır. Birleştirme merkezi, spektrum doluluğuna ilişkin nihai kararı belirlemek için bu ağırlıklı toplamı önceden tanımlanmış bir eşik değerle karşılaştırır.

Yumuşak birleştirme şemasının en büyük dezavantajlarından biri, ikincil kullanıcılardan gelen tüm enerjileri birleştirme merkezine iletmek için büyük bant genişliğine sahip bir kontrol kanalına ihtiyaç duymasıdır. Fakat sert birleştirme şeması ile karşılaştırıldığında, yumuşak birleştirme şeması sert birleştirme şemasından daha güvenilir ve doğru algılama sonuçları sağlamaktadır.

Birleştirme merkezindeki yumuşak kararların toplanma işlemi, eşit kazanç birleştirme (EGC), maksimum oran birleştirme (MRC) gibi teknikler kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

2.2.2.1. Eşit Kazanç Birleştirme

Eşit kazanç birleştirme yönteminde her bir ikincil kullanıcı kararına eşit ağırlık verilir. Atanan ağırlıklar ikincil kullanıcı sayısı ile ters orantılı olacak şekilde aşağıdaki gibi belirlenir:

$$\omega_i = \sqrt{\frac{1}{M}} \quad , \qquad M: ikincil\ kullanıcı\ sayısı \tag{2.7}$$

Eşit kazanç birleştirme, bilişsel radyo ağlarında yumuşak birleştirme yöntemleri arasında uygulaması en basit yöntemlerden birisi olup herhangi bir kanal kestirimine ihtiyaç duymaz [46].

2.2.2.2. Maksimum Oran Birleştirme

Sönümlenme ve gölgelenme etkileri farklı kanallar arasında değişiklik gösterdiğinden, tüm ikincil kullanıcı düğümlerine eşit ağırlıkların atandığı eşit kazanç birleştirme yöntemi değişen kanal koşulları durumlarında etkili bir yöntem olmamaktadır. Bazı ikincil kullanıcı düğümleri şiddetli sönümlenme ve gölgelenme ile karşılaştığında, alınan sinyalleri daha düşük sinyal-gürültü oranlarına (SNR) sahip olabilir ve bu da onları daha az güvenilir hale getirir. Maksimum oran birleştirme yönteminde ağırlık katsayıları, alınan sinyalin SNR'si ile orantılı olacak şekilde hesaplanır. Yüksek SNR değerlerine sahip ikincil kullanıcıların kararlarına daha yüksek ağırlıklar ve düşük SNR değerlerine sahip ikincil kullanıcıların kararlarına daha düşük ağırlıklar atanır. Bu ağırlıklandırma mekanizması ile, daha iyi sinyal kalitesine sahip ikincil kullanıcılardan gelen kararların nihai karar üzerinde daha önemli bir etkiye sahip olması sağlanırken, daha düşük sinyal kalitesine sahip olanların etkisi azaltılır. $||\omega|| = 1$ olarak kabul edildiğinde her bir ikincil kullanıcı için ağırlık katsayısı aşağıdaki gibi hesaplanır [46]:

$$\sum_{i=1}^{M} SNR_i = SNR_T \Rightarrow \sum_{i=1}^{M} \frac{SNR_i}{SNR_T} = 1 = \sum_{i=1}^{M} \omega_i^2 \Rightarrow \omega_i^2 = \frac{SNR_i}{SNR_T}$$

$$\omega_i = \sqrt{\frac{SNR_i}{SNR_T}} \tag{2.8}$$

Burada M ikincil kullanıcı sayısını, SNR_i ise *i*'nci ikincil kullanıcı için ölçülen SNR'yi ifade eder.

2.3. Spektrum Algılama Değerlendirme Ölçütleri

Spektrum algılama performans ölçümleri, spektrum algılama sisteminin etkinliğini değerlendirmek için kullanılır. Bu ölçütler, bir spektrum algılama sisteminin belirli bir frekans bandında lisanslı kullanıcıların varlığını veya yokluğunu ne kadar iyi tespit edebildiğini değerlendirmeye yardımcı olur. Üç temel performans metriği vardır:

2.3.1. Algılama Olasılığı (P_d)

Algılama olasılığı, iletimde olan birincil kullanıcının varlığını doğru bir şekilde tespit etme yeteneğini ölçer. Yüksek bir algılama olasılığı, ikincil kullanıcıların birincil kullanıcılarla girişim oluşturmasını engeller.

2.3.2. Yanlış Alarm Olasılığı (P_f)

Yanlış alarm olasılığı, birincil kullanıcı aktif olarak iletimde olmadığı halde birincil kullanıcının varlığına hatalı olarak karar verilme olasılığıdır. Yanlış alarm olasılığının yüksek olması spektrum kullanım verimliliğini düşürecektir. Başarılı bir spektrum algılama algoritması, birincil kullanıcılar için güvenilir koruma sağlamak ve yanlış alarm olasılığını en aza indirerek spektrum erişim fırsatlarını yakalamak arasında bir denge kurmayı amaçlar. Alıcı işletim karakteristik eğrisi (ROC) kullanılarak algılama olasılığı ve yanlış alarm olasılığı arasındaki ilişki grafiksel olarak gösterilir.

2.3.3. Eksik Algılama Olasılığı (P_m)

Eksik algılama olasılığı (P_m), birincil kullanıcı sinyali mevcut olduğu halde, sinyalin varlığını tespit edememe olasılığını ölçmek için kullanılan bir performans metriğidir. Düşük eksik algılama olasılığı elde etmek, birincil kullanıcıların girişimden korunmasını sağlama açısından önemlidir.

2.4. Hipotez Testleri

Spektrum boşluklarının ve birincil kullanıcıların varlığının tespit edilmesi için sinyal algılama tekniğine dayalı ikili hipotez testleri kullanılmaktadır. Sinyal algılama, gürültülü

bir ortamda sinyalin varlığı ve yokluğu arasında ayırım yapmak için kullanılır. Hipotez testi, her bir ikincil kullanıcı tarafından bireysel olarak yapılır ve daha sonra işbirliği kararı almak için birleştirilir. Aşağıda formüle edilen hipotez testinde, H_0 kanalın sadece gürültü bileşenlerinden oluştuğunu yani boş olduğunu temsil ederken, H_1 kanalın bir birincil kullanıcı sinyali tarafından işgal edildiği anlamına gelir.

$$x(t) = \begin{cases} n(t), & H_0 \\ h(t).s(t) + n(t), & H_1 \end{cases} \tag{2.9}$$

Burada $x(t)$ bilişsel radyo kullanıcısında alınan sinyali, $s(t)$ iletilen birincil kullanıcı sinyalini, $h(t)$ algılama kanalının kanal dürtü cevabını, $n(t)$ sıfır ortalamalı toplanır beyaz Gauss gürültüsünü (AWGN) gösterir.

2.5. Spektrum Algılama Kriterleri

Belirli bir frekans bandının birincil kullanıcılar tarafından işgal edilip edilmediğine veya ikincil kullanıcılar için uygun olup olmadığına karar verilebilmesi için çeşitli algılama kriterleri uygulanmaktadır. Bu kriterler arasında Neyman-Pearson kriteri ve Mini-max yaklaşımları öne çıkmaktadır:

2.5.1. Neyman Pearson Kriteri

Neyman Pearson kriterinde hedef, belirli bir yanlış alarm olasılığı (P_f) için algılama olasılığını (P_d) maksimize ederek bilişsel radyo kullanıcılarının birincil kullanıcılar üzerinde oluşturduğu girişimi düşük seviyede tutmaktır. Daha basit bir ifadeyle, belirli bir düzeyde yanlış alarma izin verirken birincil kullanıcının varlığını doğru bir şekilde tespit etme olasılığını en üst düzeye çıkarmaya çalışır [47]. Bu kriterde, birleştirme merkezindeki eşik değer belirlenen yanlış alarm olasılığı için sabittir.

2.5.2. Mini-Max Kriteri

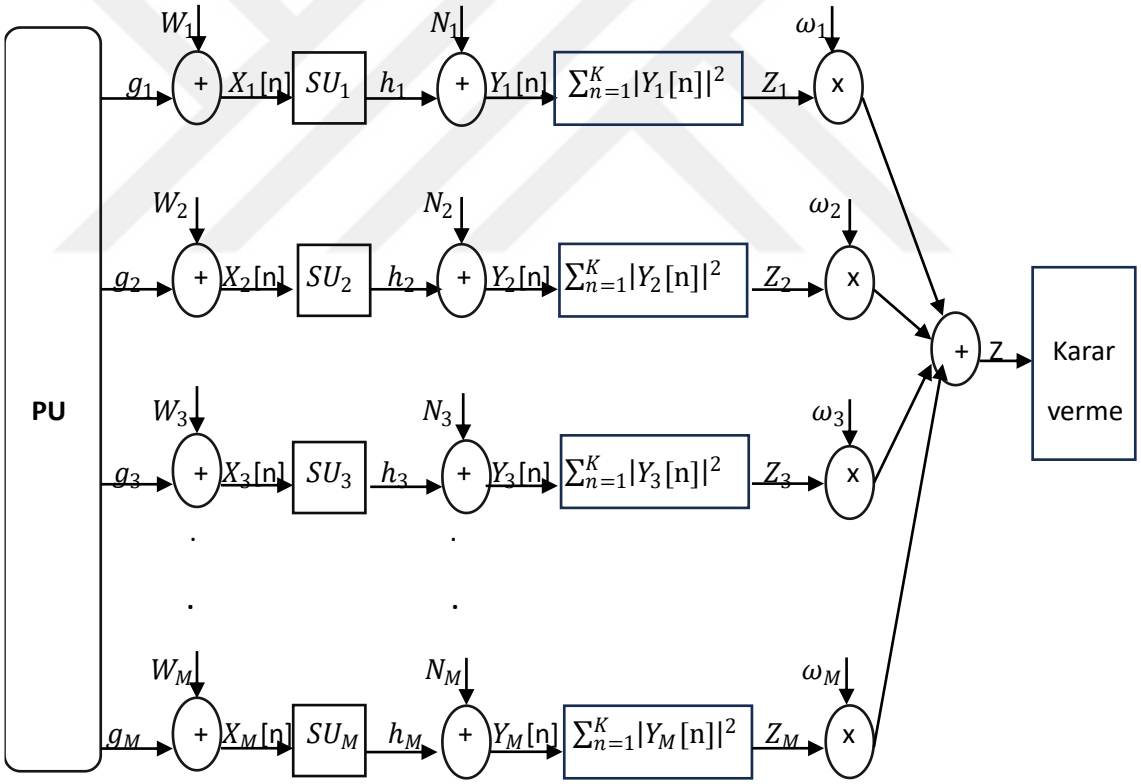
Bilişsel radyo sistemindeki iki istenmeyen bileşen olan algılama hatası olasılığı (P_e) ve eksik algılama olasılığının (P_m), Mini-Max kriterinde minimize edilmesi hedeflenir. Toplam algılama hatası olasılığı aşağıdaki eşitlikte verilmiştir:

$$P_e = P(H_0).P_f + P(H_1).P_m \tag{2.10}$$

Neyman Pearson kriteri durumunda karar eşiği, yanlış alarm olasılığı değerinin sabit tutulmasıyla bulunur ve statik kalır; ancak Mini-Max kriteri durumunda karar eşiği, H_0, H_1 hipotezlerinin olasılık dağılım fonksiyonuna (PDF) göre uyarlamalı olarak değişir.

2.6. Sistem Modeli

Bu tez çalışmasında, yumuşak birleştirme şemasına dayalı işbirlikçi spektrum algılama modeli kullanılmıştır. Çalışma, algılama performansını maksimize etmek için çeşitli zeki optimizasyon algoritmaları yardımıyla ağırlık katsayıları vektörünün optimize edilmesine dayanmaktadır. Kullanılan model Şekil 2.3'de gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Yumuşak birleştirme şeması tabanlı işbirlikçi spektrum algılama modeli.

Yumuşak birleştirme tabanlı işbirlikçi modelde, M sayıda ikincil kullanıcı (SU) istatiksel ölçüm bilgilerini ham veri olarak birleştirme merkezine iletirler. Birleştirme merkezinde, ikincil kullanıcılardan alınan yerel gözlemler ağırlıklandırılıp birleştirildikten sonra birincil kullanıcının (PU) varlığı veya yokluğu hakkında nihai karar verilir.

İkincil kullanıcıların spektrum algılaması, birincil kullanıcı sinyali hakkında ön bilgi gerektirmeyen enerji algılama yöntemi ile gerçekleştirilir. Her bir ikincil kullanıcı kendi yerel gözlemlerine bağlı aşağıda ifade edilen ikili hipotez testini gerçekleştirir:

$$\begin{cases} X_i[n] = W_i[n], & H_0 \\ X_i[n] = g_i S[n] + W_i[n], & H_1 \end{cases} \quad (2.11)$$

Burada, H_0 hipotezi birincil kullanıcı sinyalinin olmadığını gösterirken, H_1 hipotezi birincil kullanıcı sinyalinin varlığına işaret eder.

$i = 1,2,3,\dots,M$ olmak üzere $X_i[n]$, i'nci ikincil kullanıcı alıcısında alınan örnek sinyaldir ve M sayıda ikincil kullanıcıdan alınan örnek sinyaller $\overrightarrow{X} = [X_1, X_2, \dots, X_M]^T$ vektöründe toplanır. $n = 1,2,3,\dots,K$ olmak üzere, K alınan örnek sayısıdır ve $K = 2BT_s$ ile hesaplanır. T_s algılama süresini temsil ederken, B ilgilenilen bant genişliğidir. $S[n]$, sıfır ortalama ve σ_S^2 varyansına sahip bağımsız ve özdeş dağılımlı (i.i.d) Gauss rastgele süreci olarak kabul edilen birincil kullanıcı sinyalidir ve $S[n] \sim N(0, \sigma_S^2)$ ile gösterilebilir. Birincil kullanıcı ile i'nci ikincil kullanıcı arasındaki algılama kanal gürültüsünün sıfır ortalamalı ve $\sigma_{W_i}^2$ varyanslı toplanır beyaz Gauss gürültüsü (AWGN) olduğu varsayılır, $W_i[n]$ ile temsil edilir ve $W_i[n] \sim N(0, \sigma_{W_i}^2)$ ile gösterilebilir. Varyanslar $\overrightarrow{\sigma_W} = [\sigma_{W_1}^2, \sigma_{W_2}^2 \dots, \sigma_{W_M}^2]^T$ vektöründe toplanır, T burada vektörün transpozunu temsil eder. Birincil kullanıcı ile i'nci ikincil kullanıcı arasındaki kanal kazancı g_i ile gösterilir ve kanalın yavaş sönümlü kanal kabul edilmesi nedeniyle her algılama periyodu boyunca sabit olduğu varsayılır. M sayıda ikincil kullanıcı birincil kullanıcı sinyali mevcudiyeti ile ilgili algılama ölçümlerini ortogonal bir şekilde özel bir kontrol kanalı aracılığıyla ilgili birleştirme merkezine iletir. Her bir ikincil kullanıcı, algılama verilerini iletmek için röle görevi üstlenir ve birleştirme merkezine iletimi 'yükselt ve ilet (amplify-and-forward, AAF)' prensibi ile yaparlar. İkincil kullanıcı ile birleştirme merkezi arasındaki yolların kanal gürültüleri $N_i[n]$ ile temsil edilir, uzamsal olarak ilişkisiz, sıfır ortalamalı, δ_i^2 varyanslı ve toplanabilir beyaz Gauss gürültüsü olduğu varsayılır. Birleştirme merkezinde, i'nci ikincil kullanıcıdan alınan sinyal (2.12)'de verilmiştir:

$$Y_i[n] = \sqrt{P_{R,i}} h_i X_i[n] + N_i[n] \quad (2.12)$$

Burada, $P_{R,i}$ i'nci ikincil kullanıcının iletim gücü iken, h_i i'nci ikincil kullanıcı-birleştirme merkezi yolunun kanal kazancıdır. Birleştirme merkezinde alınan sinyal (2.11)'de ifade edilen ikili hipotezler göz önüne alınarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$Y_i[n/H_0] = \sqrt{P_{R,i}} h_i \, W_i[n] + N_i[n] = u_{0i}[n] \tag{2.13}$$

$$Y_i[n/H_1] = \sqrt{P_{R,i}} h_i g_i S[n] + \sqrt{P_{R,i}} h_i \, W_i[n] + N_i[n] = \sqrt{P_{R,i}} h_i g_i S[n] + u_{0i}[n] \tag{2.14}$$

İstatiksel olarak $Y_i[n/H_0] \sim N(0, \sigma_{0,i}^2) \sim N\left(0, P_{R,i}|h_i|^2 \sigma_{W_i}^2 + \delta_i^2\right)$ ve $Y_i[n/H_1] \sim N(0, \sigma_{1,i}^2)$ $\sim N\left(0, P_{R,i}|h_i|^2|g_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2\right)$ şeklinde ifade edilebilir.

i'nci ikincil kullanıcı tarafından birleştirme merkezinde toplanan enerji aşağıdaki gibidir:

$$Z_i = \sum_{n=1}^{K} |Y_i[n]|^2 \tag{2.15}$$

$\{Z_{0,i}\} = \{Z_i|H_0\}$ ve $\{Z_{1,i}\} = \{Z_i|H_1\}$ olmak üzere, iki test istatistiği seti $\overrightarrow{Z_0} = [Z_{0,1}, Z_{0,2}, \dots, Z_{0,M}]^T$ ve $\overrightarrow{Z_1} = [Z_{1,1}, Z_{1,2}, \dots, Z_{1,M}]^T$ şeklinde yazılabilir. Örnek sayısı yeterince büyük olduğunda Z test istatistikleri, merkezi limit teoremine (CLT) göre ortalama ve varyansları aşağıda ifade edilen normal dağılımlı değişkenler olarak yaklaştırılabilir:

$$E(Z_i|H_0) = K\sigma_{0,i}^2 = K(P_{R,i}|h_i|^2 \sigma_{W_i}^2 + \delta_i^2) = \mu_{0,i} \tag{2.16}$$

$$Var(Z_i|H_0) = 2K\sigma_{0,i}^4 = 2K(P_{R,i}|h_i|^2 \sigma_{W_i}^2 + \delta_i^2)^2 \tag{2.17}$$

$$E(Z_i|H_1) = K\sigma_{1,i}^2 = K\left(P_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2\right) = \mu_{1,i} \tag{2.18}$$

$$Var(Z_i|H_1) = 2K\sigma_{1,i}^4 = 2K(P_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2)^2 \tag{2.19}$$

Burada, $\overrightarrow{\mu_0} = [\mu_{0,1}, \mu_{0,2} \dots, \mu_{0,M}]^T$ ve $\overrightarrow{\mu_1} = [\, \mu_{1,1}, \mu_{1,2} \dots, \mu_{1,M}]^T$ 'dir.

$\theta_i = KP_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2$ ve $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_M]^T$ olduğu varsayılırsa $\mu_{1,i} = \mu_{0,i} + \theta$ ve $\mu_1 = \mu_0 + \theta$ olduğu sonucuna varılabilir. Daha sonra tüm bireysel test istatistiklerine (Z_i) farklı ağırlıklar atanır ve sonuç test istatistiğini belirlemek için kullanılır. Karar verme bloğundan önce birleştirme merkezi tarafından hesaplanan nihai test istatistikleri (2.20)'de belirtilmiştir:

$$Z = \sum_{i=1}^{M} \omega_i Z_i = \vec{\omega}^T \vec{Z} \quad (2.20)$$

$\omega = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_M]^T$ olmak üzere, ω optimize etmek istediğimiz ağırlıklandırma katsayısı vektörüdür. {Zi} test istatistikleri normal dağılımlı rastgele değişkenler olduğundan, test istatistiklerinin lineer kombinasyonlarını temsil eden nihai test istatistiği Z de aynı şekilde normal dağılımlı olacaktır ve istatistiksel özellikleri aşağıdaki gibi formüle edilir:

$$E(Z|H_0) = \sum_{i=1}^{M} \omega_i K\left(P_{R,i}|h_i|^2 \sigma_{W_i}^2 + \delta_i^2\right) = \sum_{i=1}^{M} \omega_i K \sigma_{0,i}^2$$

$$= \sum_{i=1}^{M} \omega_i \mu_{0,i} = \vec{\omega}^T \overrightarrow{\mu_0} \quad (2.21)$$

$$E(Z|H_1) = \sum_{i=1}^{M} \omega_i K\left(P_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{M} \omega_i K \sigma_{1,i}^2 = \sum_{i=1}^{M} \omega_i \mu_{1,i} = \vec{\omega}^T \overrightarrow{\mu_1} \quad (2.22)$$

$$Var(Z|H_0) = \sum_{i=1}^{M} 2\omega_i^2 K(\sigma_{0,i}^2 + \delta_i^2)^2$$

$$= \sum_{i=1}^{M} 2\omega_i^2 K\left(P_{R,i}|h_i|^2 \sigma_{W_i}^2 + \delta_i^2\right)^2 = \vec{\omega}^T \varphi_{H_0} \omega \quad (2.23)$$

$$Var(Z|H_1) = \sum_{i=1}^{M} 2\omega_i^2 K\ (\sigma_{1,i}^2 + \sigma_{0,i}^2)^2$$

$$= \sum_{i=1}^{M} 2\omega_i^2 K(P_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2)^2 = \vec{\omega}^T \varphi_{H_1} \omega \quad (2.24)$$

H_0 ve H_1 hipotezleri altındaki kovaryans matrisleri sırasıyla $\varphi_{H_0} = diag\left(2K\sigma_{0,i}^4\right)$ ve $\varphi_{H_1} = diag\left(2K(P_{R,i}|g_i|^2|h_i|^2 \sigma_S^2 + \sigma_{0,i}^2)^2\right)$ şeklinde tanımlanır [48,49]. Burada diag, diyagonal matrisi temsil eder.

Birleştirme merkezinde H_0 veya H_1 hipotezlerine karar verilebilmesi için olabilirlik oran testi uygulanır ve Z test istatistiği değeri, α küresel enerji eşik değeri ile karşılaştırılır [50]. Bu çalışmada belirli bir yanlış alarm olasılık değeri için algılama olasılığını maksimize etmeyi amaçlayan Neyman Pearson kriteri kullanılmıştır. Algılama olasılığı (P_d) ve yanlış alarm olasılığı (P_f) aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$P_d = P(Z > \alpha/H_1) = Q\left(\frac{\alpha - E(Z/H_1)}{\sqrt{Var(Z/H_1)}}\right) = Q\left(\frac{\alpha - \vec{\omega}^T \overrightarrow{\mu_1}}{\sqrt{\vec{\omega}^T \varphi_{H_1} \omega}}\right) \quad (2.25)$$

$$P_f = P(Z > \alpha/H_0) = Q\left(\frac{\alpha - \mathrm{E}(\mathrm{Z}/H_0)}{\sqrt{\mathrm{Var}(\mathrm{Z}/H_0)}}\right) = Q\left(\frac{\alpha - \vec{\omega}^T \vec{\mu_0}}{\sqrt{\vec{\omega}^T \varphi_{H_0} \omega)}}\right) \quad (2.26)$$

Burada, $Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{2\pi} exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$ 'dir.

Belirli bir yanlış alarm olasılığı (P_f) için algılama olasılığı (P_d) (2.27)'de elde edilmiştir:

$$P_d(\omega) = Q\left(\frac{Q^{-1}(P_f)\sqrt{\omega^T \varphi_{H_0} \omega} - \omega^T \theta}{\sqrt{\omega^T \varphi_{H_1} \omega}}\right) \quad (2.27)$$

Denklem (2.27)'de hesaplanan algılama olasılığı ($P_d(\omega)$) bu çalışmada maksimize etmek istediğimiz amaç fonksiyonudur. Bu denklemde algılama performansı büyük ölçüde ağırlık katsayılarının ayarlanmasına bağlıdır. Algılama olasılığını maksimize eden en uygun ağırlık katsayılarını belirlemek için çeşitli optimizasyon teknikleri kullanılmış olup, bu teknikler Bölüm 3'de detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Optimal ağırlık vektörünün herhangi skaler katı da optimal olarak kabul edilecektir. Bu durumda elde edilebilecek sonsuz optimal çözüm olduğundan, optimal çözüm sayısını sınırlamak için bir kısıtlama uygulanır. Buna göre, ω_i değeri $0<\omega_i<1$ ve $\sqrt{\sum_{i=1}^{M} {\omega_i}^2} = 1$ koşullarını sağlamalıdır.

3. BÖLÜM

ZEKİ OPTİMİZASYON TEKNİKLERİ

3.1. Zeki Optimizasyon Teknikleri

Optimizasyon, belirli bir kısıtlama altında arama uzayı içindeki mevcut tüm uygulanabilir çözümler arasından mümkün olan en iyi çözüme ulaşma sürecidir [51]. Belirli bir problemde, bir amaç fonksiyonu değerini maksimize veya minimize etmek için optimizasyon teknikleri kullanılmaktadır. Karmaşık, yüksek boyutlu optimizasyon problemlerindeki hesaplama zorlukları ve uzun yürütme süreleriyle başa çıkabilen metasezgisel algoritmalar, optimal veya optimale yakın çözümler sunarak öne çıkmaktadır. Metasezgisel algoritmalar doğadaki canlıların problem çözme becerilerini taklit ederek geliştirilmiştir ve herhangi bir metasezgisel algoritma keşif ve sömürü bileşenlerinden oluşmaktadır. Keşif, problem alanı içinde yeni alanların veya çözümlerin aranmasını içerir ve algoritmanın daha iyi veya en uygun çözümleri barındırabilecek keşfedilmemiş bölgeleri keşfetmesini sağlar. Sömürü ise, mümkün olan en iyi sonuca yakınsamak için mevcut umut verici çözümleri iyileştirmeye ve yoğun bir şekilde kullanmaya odaklanır. Zeki optimizasyon algoritmaları bu özelliklerden yararlanarak karmaşık arama uzaylarında gezinir, keşif ve sömürü arasında denge kurmaya çalışarak en iyiye yakın, sağlam, uyarlanabilir çözümler sunar. Bu algoritmalar, mühendislik, endüstri, işletme gibi birçok alanda pratik zaman dilimi içinde uygulanabilir çözüm araçları olarak kullanılmaktadır [52-55].

Bölümün ilerleyen kısmında, bu çalışmada kullanılan zeki optimizasyon algoritmaları incelenmiştir.

3.1.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), kuş ve balık sürülerinin sosyal davranış modellerinden ilham alan sezgisel bir optimizasyon tekniğidir. İlk olarak 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından önerilmiştir ve o zamandan beri basit, etkin ve uyarlanabilir olması nedeniyle çeşitli alanlarda çok sayıda problem çözümünde kullanılmaya devam edilmektedir. Arama uzayını verimli bir şekilde araştırmak ve en uygun çözümleri bulmak için popülasyon içindeki bireyler arasındaki işbirliği ve iletişim ilkesiyle çalışır. Popülasyondaki her bir birey algoritmada parçacık olarak adlandırılır ve her parçacık problemin aday çözümlerini temsil eder. PSO, rastgele çözümlerden oluşan bir popülasyonla başlatılır. Parçacıklar bireysel deneyimlerinden ve sürü içindeki en iyi performans gösteren parçacıklarla etkileşimlerden elde edilen bilgilere bağlı olarak konumlarını ve hızlarını yinelemeli olarak ayarlarlar. Her parçacık için uygunluk değeri belirlenen amaç fonksiyonuna göre değerlendirilir ve arama alanındaki en iyi konum bilgisi elde edilmeye çalışılır [54,56-58]. PSO, parçacık sayısı, ivme sabitleri, atalet katsayısı parametrelerinden oluşur.

Algoritma, D boyutlu bir arama uzayında bir parçacık sürüsü oluşturularak başlatılır. Her bir parçacık, i ile temsil edilir ve $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ mevcut hız vektörüne ve $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ mevcut konum vektörüne sahiptir. Hız ve konum değerleri rastgele başlatılır. i'nci parçacık tarafından bulunan bireysel en iyi konum $P_{best,i} = [P_{best,i1}, P_{best,i2}, \dots, P_{best,iD}]$ ve tüm sürüdeki parçacıklar arasında bulunan en iyi konum $G_{best} = [G_{best,1}, G_{best,2}, \dots, G_{best,D}]$ ile ifade edilir. Her bir iterasyonda, parçacıklar P_{best} ve G_{best} değerlerinden de yararlanarak hız ve konum bilgilerini sırasıyla eşitlik (3.1) ve (3.2)'ye göre güncellerler:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (P_{best,id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (G_{best,d}(t) - x_{id}(t)) \quad (3.1)$$

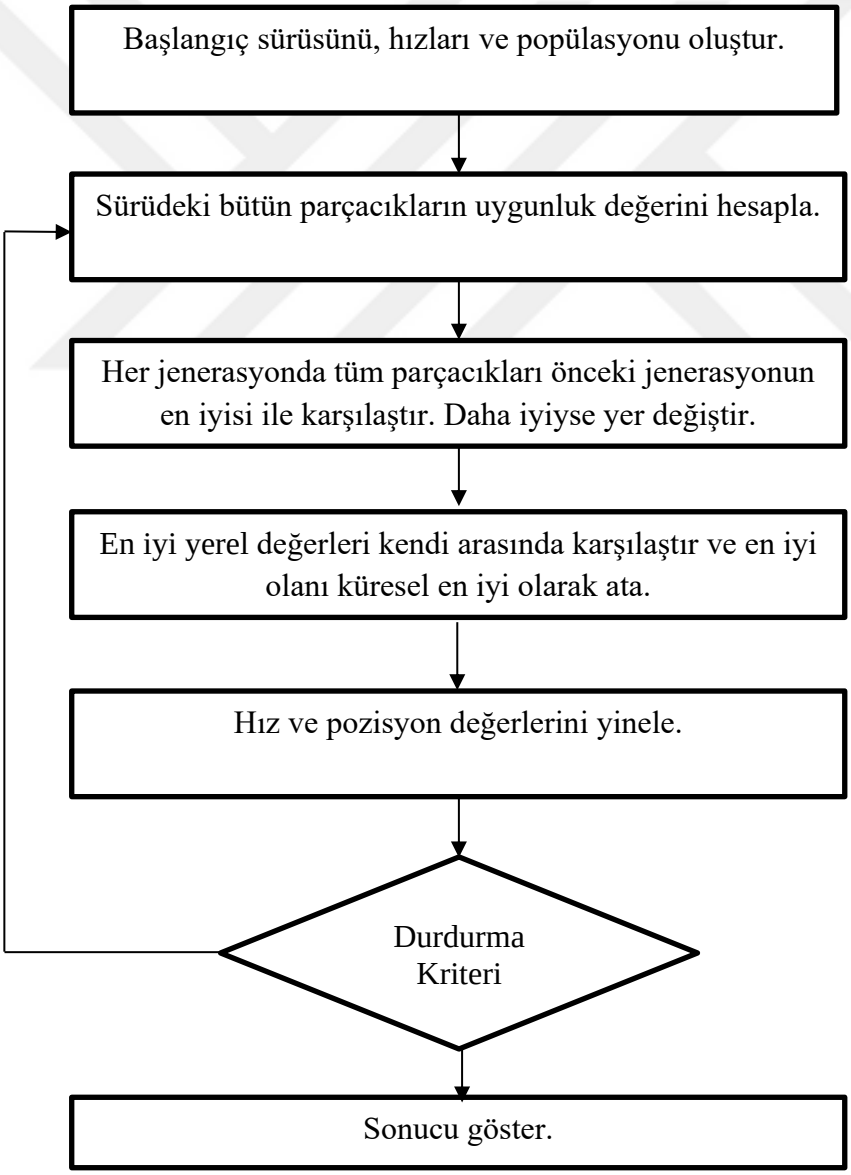
$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3.2)$$

Burada c_1 bilişsel öğrenme katsayısı, c_2 sosyal öğrenme katsayısıdır. r_1 ve r_2 [0,1] arasında düzgün dağılımlı rastgele sayılardır. ω atalet katsayısını temsil eder ve parçacıkların geçmiş hızlarıyla mevcut hızları arasındaki dengeyi kontrol eder. Büyük atalet katsayısı küresel aramayı kolaylaştırırken, küçük atalet katsayısı yerel aramayı kolaylaştırır [58].

Atalet katsayı parametresi eşitlik (3.3) kullanılarak üretilebilir:

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max}-\omega_{min}}{iter_{max}} k \tag{3.3}$$

Burada ω_{max} ve ω_{min} sırasıyla atalet katsayısı üst ve alt limit değerlerini, $iter_{max}$ maksimum iterasyon sayısını, k ise mevcut iterasyon sayısını temsil eder. Parçacık sürü optimizasyonu algoritmasının aşamalarını gösteren akış diyagramı Şekil 3.1'de verilmiştir.



Şekil 3.1. Parçacık sürü optimizasyonu akış şeması.

3.1.2. Yarasa Algoritması (BA)

Yarasa türlerinin birçoğu, avlarının konumlarını belirleyebilmek, çevrelerindeki engellerden korunabilmek ve karanlıkta yaşadıkları kovukların yerlerini tespit edebilmek amacıyla ekolokasyon adı verilen radar benzeri bir davranış sergilerler. Bu davranışta, yarasalar belirli frekansta bir ses sinyali yayarlar. Yayılan ses sinyali, bir nesne ile karşılaştığında yankı olarak geri döner. Yarasalar bu yankıları dinleyerek bir nesneden ne kadar uzakta olduklarını hesaplayabilirler [59]. Yarasaların ekolokasyon özelliğinden ilham alınarak 2010 yılında Yang tarafından yarasa algoritması (BA) geliştirilmiştir. Algoritmanın oluşumunda aşağıdaki kurallar esas alınmıştır:

- Tüm yarasalar avlarına olan uzaklığı tespit edebilmek için ekolokasyon kullanırlar.
- Besin aramak için yarasalar, herhangi bir x_i konumunda, v_i hızında, sabit bir f_i frekansında, değişken λ dalga boyunda, A_0 ses şiddetinde rastgele hareket ederler. Hedefe olan yakınlıklarına bağlı olarak yaydıkları sinyallerin dalga boyunu (ya da frekansını) ve sinyal yayılım oranı r'yi ayarlayabilirler.
- Ses şiddetinin daha yüksek bir pozitif değerden (A_0) minimum sabit bir değere (A_{min}) azaldığı varsayılır [60].

Yiyecek kaynaklarının bulunduğu arama uzayına N sayıda d boyutta yarasalar rastgele dağıtılır. i ile temsil edilen her bir yarasanın yeni konumu, belirli bir frekans değerine ve en iyi bireyin sahip olduğu çözüm değerine bağlı olarak üretilen hız değerinden yararlanılarak elde edilir. Aday çözümlere ait yeni konumların belirlenmesinde aşağıdaki eşitlikler kullanılır:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \tag{3.4}$$

$${v_i}^t = {v_i}^{t-1} + ({x_i}^t - x_*)\, f_i \tag{3.5}$$

$${x_i}^t = {x_i}^{t-1} + {v_i}^t \tag{3.6}$$

Burada, f_i i'nci yarasa için frekans değerini, f_{min} ve f_{max} sırasıyla frekansın alabileceği minimum ve maksimum değerleri, β ise [0,1] aralığında rastgele bir sayıyı ifade eder. t anındaki yeni hız değeri ${v_i}^t$, bir önceki hız değeri ${v_i}^{t-1}$, popülasyondaki en iyi bireyin

sahip olduğu konum x_* ile temsil edilmektedir [61]. Yarasanın yeni konumu ise bu değerlere bağlı olarak eşitlik (3.6) ile hesaplanır. Bu denklemler, algoritmanın küresel arama aşamasını temsil eder.

Yeni konumların belirlenmesinin ardından mevcut en iyi çözümler arasından uygunluk değerinin kalitesine bağlı olarak hedef çözüm seçilir. Bu çözüm etrafında detaylı bir araştırma yapılarak daha kaliteli besin kaynağına ulaşmak amaçlanır. Algoritmanın yerel arama aşamasını temsil eden bu süreç eşitlik (3.7)'ye göre yapılmaktadır [62].

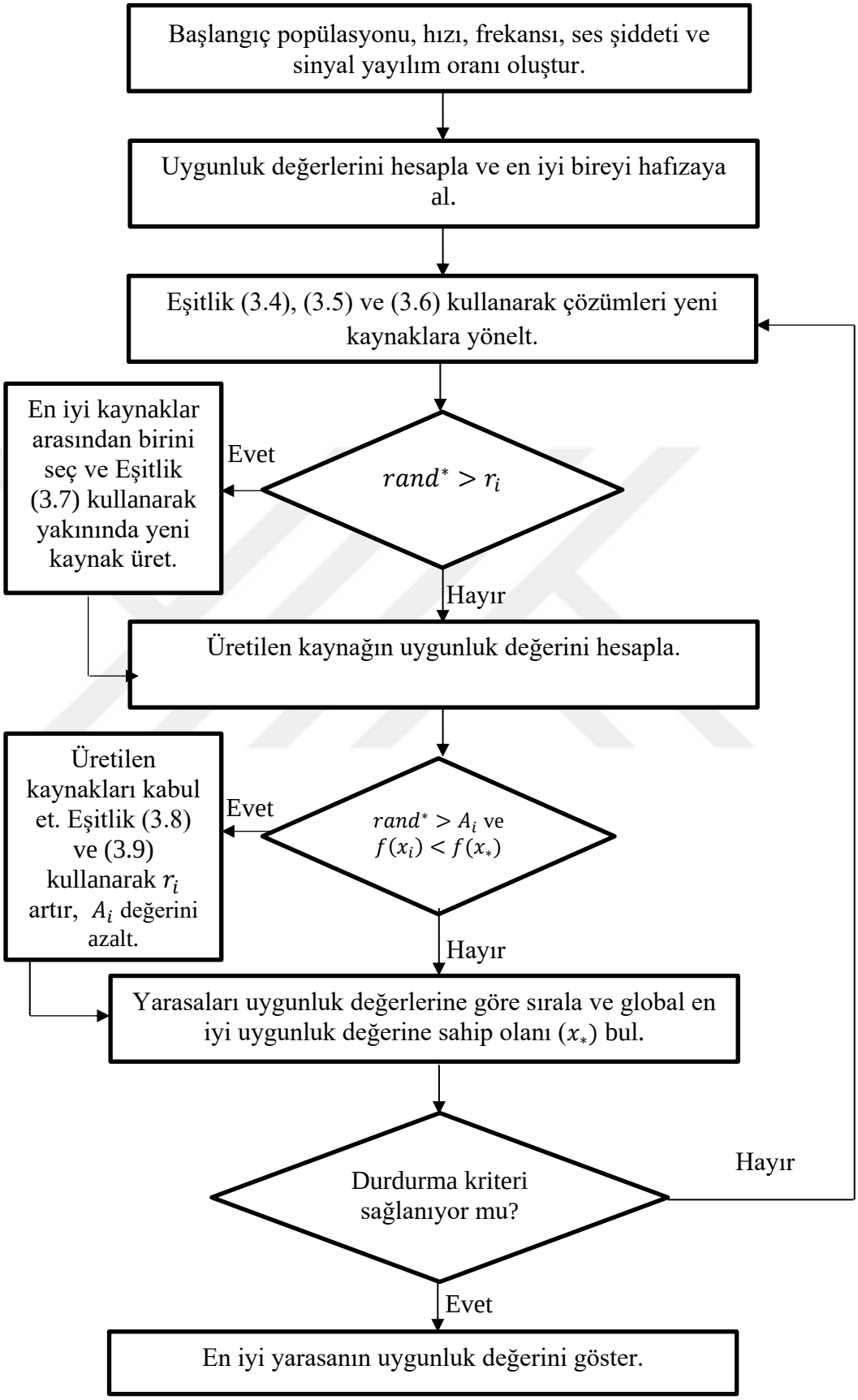
$$x_{new} = x_{old} + \epsilon A^t \tag{3.7}$$

x_{old} etrafında arama yapılacak yiyecek kaynağı, ϵ [-1,1] aralığında rastgele bir değer, A^t, t anında tüm yarasaların ortalama ses şiddeti değeri olarak temsil edilir. Ayrıca ekolokasyon ile üretilen ses şiddeti (A) ve sinyal yayılım oranı (r) iterasyonlar ilerledikçe ayarlanmalıdır. Bu durum yarasaların hedeflerine yaklaştıkça, sinyal yayılma oranını artırırken ses şiddetini dinamik olarak azaltmasından kaynaklanır. Parametrelerin güncellenmesi eşitlik (3.8) ve (3.9)'da gösterilmiştir.

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \tag{3.8}$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 (1 - e^{-\gamma t}) \tag{3.9}$$

Burada α ve γ değerleri sabit değerlerdir. Yarasa algoritmasının aşamalarını gösteren akış diyagramı Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2. Yarasa algoritması akış şeması.

3.1.3. Çernobil Felaketi Optimizasyonu (CDO)

Çernobil Felaketi Optimizasyonu (CDO), 2023 yılında Shehadeh tarafından önerilen oldukça yeni bir metasezgisel algoritmadır. Algoritma, 1986'da meydana gelen Çernobil nükleer reaktör çekirdeği patlamasından esinlenerek oluşturulmuştur. Patlama sonrasında alfa, beta ve gama parçacıkları olarak adlandırılan üç tür radyasyon yayılmıştır. Bu parçacıklar patlama noktasından (yüksek basınç noktası) insanların bulunduğu düşük basınç noktasına doğru hareket ederler ve insanlar için zararlıdır. CDO, nükleer radyasyon sürecini taklit eder ve patlama sonrası nükleer radyasyonun insanlar üzerindeki etkisini simüle eder. Yapılan çalışmalar algoritmanın yerel minimumlardan kaçarak arama uzayının herhangi bir alanını iyi bir verimlilik ve hızla keşfedebildiğini ortaya koymuştur [63].

Patlamadan sonra ortaya çıkan alfa, beta, gama radyasyonları büyüklükleri, hızları ve cilde nüfuz etme oranları açısından farklılıklar gösterir. Örneğin alfa parçacıkları daha yavaş hareket eder (saniyede 16.000 km) ve kağıt gibi basit materyaller tarafından absorbe edilebilir. Beta parçacıkları alfa parçacıklarından daha hızlı hareket ederler (saniyede 270.000 km) ve bir alüminyum levha tarafından absorbe edilebilirler. Bu parçacıklar arasında en hızlı hareket eden gama parçacıkları ise saniyede 300.00 km hızla hareket ederler ve kalın bir kurşun tarafından absorbe edilebilirler [63]. Reaktör çekirdeğinden yayılan alfa, beta, gama parçacıkları insanların yaşadığı bölgeye doğru hareket ederler. Algoritmada insanların yürüdüğü ve radyasyon parçacıklarının da bu esnada insanlara saldırdığı varsayılır. Yetişkinlerin açık havada yürüme hızı saatte 0-3 mil aralığında değişmekte olup aşağıdaki eşitlik ile birlikte doğrusal olarak azalacak şekilde simüle edilmiştir.

$$WS_h = 3 - 1 * ((3)/Maximum_iteration) \tag{3.10}$$

Gama Parçacığı: İnsana saldırırken gama parçacığının gradyan iniş faktörü (v_γ) eşitlik (3.11) ile hesaplanabilir.

$$v_\gamma = (X_\gamma(t) - \rho_\gamma \Delta_\gamma) \tag{3.11}$$

Burada $X_\gamma(t)$ gama parçacığının mevcut konumudur. Gama parçacığının yayılımı ρ_γ ile temsil edilir ve Δ_γ ise insan konumu ile gama parçacıklarının konumu arasındaki farktır.

ρ_γ aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\rho_\gamma = \frac{x_h}{S_\gamma} - (WS_h.rand()) \quad (3.12)$$

Burada x_h insanların yürüdüğü alanı temsil eder yani dairenin alanını ifade eder ve eşitlik (3.13) ile hesaplanır. S_γ gama parçacığının hızıdır ve 1-300.000 km/saniye aralığında rastgele değer alabilir. Bu değeri normalize etmek için eşitlik (3.14) ile belirtildiği gibi logaritması alınır.

$$x_h = r^2.\pi \quad (3.13)$$

r (0,1) arasında rastgele bir değerdir.

$$S_\gamma = \log(rand(1{:}\,300.000)) \quad (3.14)$$

Δ_γ, gama parçacığı konumu ile toplam konum arasındaki farktır ve eşitlik (3.15) ile hesaplanabilir.

$$\Delta_\gamma = \left|A_\gamma.X_\gamma(t) - X_T(t)\right| \quad (3.15)$$

Burada A_γ gama parçacığının yayılma alanıdır ve eşitlik (3.16) ile hesaplanan dairenin alanını ifade eder. X_T, eşitlik (3.29)'da hesaplanan toplam konumların ortalamasıdır.

$$A_\gamma = r^2.\pi \quad (3.16)$$

r (0,1) arasında rastgele bir değerdir.

Beta Parçacığı: İnsana saldırırken beta parçacığının gradyan iniş faktörü (v_β) eşitlik (3.17) ile hesaplanabilir.

$$v_\beta = 0.5(X_\beta(t) - \rho_\beta\Delta_\beta) \quad (3.17)$$

Burada $X_\beta(t)$ beta parçacığının mevcut konumudur; ρ_β beta parçacığının yayılımıdır ve Δ_β insan konumu ile beta parçacıklarının konumu arasındaki farktır. ρ_β eşitlik (3.18) ile hesaplanabilir:

$$\rho_\beta = \frac{x_h}{0.5\,.\,S_\beta} - (WS_h.rand()) \quad (3.18)$$

Burada x_h insanların yürüdüğü alanı temsil eder yani dairenin alanını ifade eder ve eşitlik (3.19) ile hesaplanır. S_β beta parçacığının hızıdır ve 1-270.000 km/saniye aralığında rastgele değer alabilir. Bu değeri normalize etmek için eşitlik (3.20) ile belirtildiği gibi logaritması alınır.

$$x_h = r^2.\pi \tag{3.19}$$

r (0,1) arasında rastgele bir değerdir.

$$S_\beta = \log(rand(1:270.000)) \tag{3.20}$$

Δ_β, beta parçacığı konumu ile toplam konum arasındaki farktır ve eşitlik (3.21) ile hesaplanabilir.

$$\Delta_\beta = \left|A_\beta.X_\beta(t) - X_T(t)\right| \tag{3.21}$$

Burada A_β beta parçacığının yayılma alanıdır ve eşitlik (3.22) ile hesaplanan dairenin alanını ifade eder. X_T, eşitlik (3.29)'da hesaplanan toplam konumların ortalamasıdır.

$$A_\beta = r^2.\pi \tag{3.22}$$

r (0,1) arasında rastgele bir değerdir.

Alfa parçacığı: İnsana saldırırken alfa parçacığının gradyan iniş faktörü (v_α) eşitlik (3.23) ile hesaplanabilir.

$$v_\alpha = 0.25(X_\alpha(t) - \rho_\alpha\Delta_\alpha) \tag{3.23}$$

Burada $X_\alpha(t)$ alfa parçacığının mevcut konumudur; ρ_α beta parçacığının yayılımıdır ve Δ_α insan konumu ile alfa parçacıklarının konumu arasındaki farktır. ρ_α eşitlik (3.24) ile hesaplanabilir:

$$\rho_\alpha = \frac{x_h}{0.25\,.\,S_\alpha} - (WS_h.rand()) \tag{3.24}$$

Burada x_h insanların yürüdüğü alanı temsil eder yani dairenin alanını ifade eder ve eşitlik (3.25) ile hesaplanır. S_α alfa parçacığının hızıdır ve 1-16.000 km/saniye aralığında

rastgele değer alabilir. Bu değeri normalize etmek için eşitlik (3.26) ile belirtildiği gibi logaritması alınır.

$$x_h = r^2.\pi \tag{3.25}$$

r (0,1) arasında rastgele bir değerdir.

$$S_\alpha = \log(rand(1:16.000)) \tag{3.26}$$

Δ_α, alfa parçacığı konumu ile toplam konum arasındaki farktır ve eşitlik (3.27) ile hesaplanabilir.

$$\Delta_\alpha = |A_\alpha.X_\alpha(t) - X_T(t)| \tag{3.27}$$

Burada A_α alfa parçacığının yayılma alanıdır ve eşitlik (3.28) ile hesaplanan dairenin alanını ifade eder. X_T, eşitlik (3.29)'da hesaplanan toplam konumların ortalamasıdır.

$$A_\alpha = r^2.\pi \tag{3.28}$$

Galileo Galilei'nin hareket denklemlerine dayanarak, bu parçacıkların toplam hızının ortalaması eşitlik (3.29) kullanılarak alınabilir:

$$X_T = \frac{(v_\alpha.v_\beta.v_\gamma)}{3} \tag{3.29}$$

Algoritmanın adımları aşağıda verilmiştir.

Çernobil Felaketi Optimizasyonu

Başla

Adım 1: Parçacıkları başlat. $X_i(i = 1,2, \dots, N)$

Adım 2: while (son iterasyona ulaşılmadığı sürece) **do**

Adım 3:Tüm parçacıklar için (α, β, γ) uygunluk hesapla.

If uygunluk<GamaSkor

GamaSkor ←fitness

Gama parçacığının konumunu güncelle

EndIf

If uygunluk<BetaSkor

BetaSkor ←fitness

Beta parçacığının konumunu güncelle

EndIf

If uygunluk<AlfaSkor

AlfaSkor ←fitness

Alfa parçacığının konumunu güncelle

EndIf

Adım 4: For Tüm parçacıklar (α, β, γ), **Kartezyen düzlemde (x,y) konumunu güncelle.**

γ parçacığının gradyan iniş faktörünü eşitlik (3.11)'e göre hesapla.

β parçacığının gradyan iniş faktörünü eşitlik (3.17)'e göre hesapla.

α parçacığının gradyan iniş faktörünü eşitlik (3.23)'e göre hesapla.

Adım 5: Toplam konumların ortalamasını eşitlik (3.29) ile güncelle.

3.1.4. Sürüngen Arama Algoritması (RSA)

Sürüngen arama algoritması (RSA), timsahların kuşatma ve avlanma davranışlarından esinlenerek oluşturulan metasezgisel algoritmalardan biridir. 2022 yılında Abualigah ve arkadaşları tarafından önerilen RSA, çeşitli optimizasyon zorluklarını çözebilmek amacıyla araştırmacılar tarafından yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır [64]. Algoritma, aday çözümlerin rastgele üretilmesiyle başlar. Aday çözümler kümesi X, eşitlik (3.30)'da gösterilmiştir.

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & x_{1,n-1} & x_{1,n} \\ x_{2,1} & \cdots & x_{2,j} & \cdots & x_{2,n} \\ \cdots & \cdots & x_{i,j} & \cdots & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N-1,1} & \cdots & x_{N-1,j} & \cdots & x_{N-1,n} \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,J} & x_{N,n-1} & x_{N,n} \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Burada, $x_{i,j}$, N sayıda aday çözümler arasındaki i'nci çözümün j'nci konumunu temsil etmektedir ve eşitlik (3.31) kullanılarak üretilir. n ise problemin boyutunu ifade eder.

$$x_{ij} = rand\ x\ (UB - LB) + LB \quad (3.31)$$

UB problemin üst sınırını, LB alt sınırını ve $rand$ ise rastgele bir değeri belirtir. Sürüngen arama algoritması, keşif ve sömürü olmak üzere iki aşamadan oluşur. Timsahların kuşatma davranışları algoritmanın keşif aşaması ile ilişkilendirilirken avlanma davranışları sömürü aşaması ile ilişkilendirilmektedir. RSA'da arama uzayının küresel olarak keşfedilmesi ve ümit vadeden bölgelere yerel olarak odaklanma arasındaki geçişi sağlamak amacıyla toplam iterasyon sayısı dört parçaya bölünür.

Kuşatma Aşaması (Keşif): Timsahların kuşatma esnasında sergiledikleri yüksek yürüyüş ve gövde yürüyüşü olarak adlandırılan iki farklı hareket şekli vardır. Bu yürüyüşler geniş bir arama uzayının keşfedilmesine olanak tanır. Keşif aşamasında, $t \leq \frac{T}{4}$ koşulunda yüksek yürüyüş stratejisi, $t \leq 2\frac{T}{4}\ ve\ t > \frac{T}{4}$ koşulunda gövde yürüyüş stratejisi uygulanır. t mevcut iterasyonu, T ise toplam iterasyon sayısını belirtmektedir. Timsahların kuşatma sırasındaki yürüyüş hareketlerinden esinlenerek oluşturulan bu keşif aşaması eşitlik (3.32)'de ifade edilmiştir.

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} Best_j(t) \times\ -\eta_{(i,j)}(t) \times \beta - \mathrm{R}_{(i,j)}(t) \times rand, & t \leq \frac{T}{4} \\ Best_j(t) \times x_{(r_1,j)} \times ES(t) \times rand, & t \leq 2\frac{T}{4}\ ve\ t > \frac{T}{4} \end{cases} \quad (3.32)$$

Burada, şimdiye kadar elde edilen en iyi çözümdeki $j.$ konum $Best_j(t)$ ile temsil edilirken, i'nci çözümdeki j'nci konumun avlanma operatörü $\eta_{(i,j)}$ ile gösterilir ve eşitlik (3.33) kullanılarak hesaplanır. β keşif doğruluğunu kontrol eden bir parametredir. $\mathrm{R}_{(i,j)}$ bir azaltma fonksiyonu olup arama alanını daraltmak için kullanılır ve eşitlik (3.34) kullanılarak hesaplanır. r_1 [1,N] arasında alınan rastgele bir sayıdır. $x_{(r_1,j)}$, i'nci çözümün

rastgele bir konumunu temsil eder. Eşitlik (3.35)'te hesaplanan $ES(t)$, iterasyon sayısı boyunca 2 ile -2 arasında rastgele azalan değerler alan bir olasılık oranıdır.

$$\eta_{(i,j)} = Best_j(t) \times P_{(i,j)} \tag{3.33}$$

$$R_{(i,j)} = \frac{Best_j(t) - x_{(r_2,j)}}{Best_j(t) + \epsilon} \tag{3.34}$$

$$ES(t) = 2 \times r_3 \times \left(1 - \frac{1}{T}\right) \tag{3.35}$$

$P_{(i,j)}$, elde edilen en iyi çözümün j'nci konumu ile mevcut çözümün j'nci konumu arasındaki yüzde farkını ifade eder. Bu değer eşitlik (3.36)'da hesaplanmıştır. r_2, 1 ile N arasında alınan rastgele bir sayı ve ϵ küçük bir değerdir. r_3, -1 ile 1 arasında rastgele bir tam sayıyı ifade eder.

$$P_{(i,j)} = \alpha + \frac{x_{(i,j)} - M(x_i)}{Best_j(t) \times (UB_{(j)} - LB_{(j)}) + \epsilon} \tag{3.36}$$

$M(x_i)$, i'nci çözümün ortalama konumlarını temsil eder ve eşitlik (3.37) ile hesaplanır. j'nci konumun üst sınırı $UB(j)$ ve alt sınırı $LB(j)$ ile ifade edilir. α, iterasyonlar boyunca avlanma aşaması için aday çözümler arasındaki farkı kontrol eden hassas bir parametredir.

$$M(x_i) = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} x_{(i,j)} \tag{3.37}$$

Avlanma Aşaması (Sömürü): Timsahlar avlarına yaklaşmak ve onları yakalamak için avlanma koordinasyonu ve işbirliği adı verilen iki strateji kullanırlar. Bu stratejiler RSA'da arama alanının sömürülmesini temsil eder. Timsahların stratejileri algoritmada optimal çözüme ulaşmak için yoğunlaştırılmış bir arama yapmak ve aday çözümler arasındaki iletişimi vurgulamak için faaliyet göstermektedir. Avlanma aşamasında, $t \leq 3\frac{T}{4}$ ve $t > 2\frac{T}{4}$ koşulunda avlanma koordinasyonu, $t \leq T$ ve $t > 3\frac{T}{4}$ koşulunda ise avlanma işbirliği stratejisi uygulanır. Sömürü adımı için (3.38)'de belirtilen eşitlikler kullanılır.

$$x_{(i,j)}(t+1) = \begin{cases} Best_j(t) \times \mathrm{P}_{(i,j)}(t) \times rand, & t \le 3\frac{T}{4}\ ve\ t > 2\frac{T}{4} \\ Best_j(t) - \eta_{(i,j)}(t) \times \epsilon - \mathrm{R}_{(i,j)}(t) \times rand, & t \le T\ ve\ t > 3\frac{T}{4} \end{cases} \quad (3.38)$$

RSA'da $t \le \frac{T}{2}$ durumunda, kuşatma aşaması (keşif) gerçekleşirken, $t > \frac{T}{2}$ durumunda avlanma aşaması (sömürü) gerçekleşir [65]. Algoritmanın sözde kodu aşağıda verilmiştir.

Sürüngen Arama Algoritması

RSA parametrelerini belirle. α, β

Çözümlerin konumlarını rastgele başlat. $X: i = 1,2, \dots, N$

while $(t < T)$ **do**

Aday çözümler için (X) uygunluk fonksiyonunu hesapla.

Şimdiye kadarki en iyi çözümü bul.

ES'yi eşitlik (3.35) kullanarak güncelle.

RSA'nın başlangıcı

for $(i = 1'den\ N'ye)$ **do**

for $(j = 1'den\ n'ye)$ **do**

η, R, P değerlerini eşitlik (3.33),(3.34) ve (3.36) kullanarak güncelle.

if ($t \le \frac{T}{4}$) **then**

$x_{ij}(t+1) = Best_j(t) \times\ -\eta_{(i,j)}(t) \times \beta - \mathrm{R}_{(i,j)}(t) \times rand$,(yüksek yürüme)

else if ($t \le 2\frac{T}{4}\ ve\ t > \frac{T}{4}$) **then**

$x_{ij}(t+1) = Best_j(t) \times x_{(r_1,j)} \times ES(t) \times rand$,(gövde yürüyüşü)

else if $(t \le 3\frac{T}{4}\ ve\ t > 2\frac{T}{4})$ **then**

$x_{ij}(t+1) = Best_j(t) \times \mathrm{P}_{(i,j)}(t) \times rand$, (avlanma koordinasyon)

else

$x_{ij}(t+1) = Best_j(t) - \eta_{(i,j)}(t) \times \epsilon - \mathrm{R}_{(i,j)}(t) \times rand$,(avlanma işbirliği)

end if

end for

end for

t=t+1

end while

En iyi sonucu döndür $(Best(X))$

3.1.5. Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO):

Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO), gri kurtların sosyal hiyerarşi ve işbirlikçi avlanma tekniklerinden ilham alan sürü zekasına dayalı metasezgisel algoritmalardan biridir. 2014 yılında Mirjalili ve arkadaşları tarafından önerilen bu algoritmada alfa, beta, delta ve omega olarak adlandırılan dört tip gri kurttan oluşan bir sürü ve bu sürünün avlanma mekanizmaları taklit edilmektedir. Ortalama 5-12 bireyden oluşan gri kurt sürüsünde alfa kurtlar lider olarak kabul edilir ve avlanma, uyuma yeri gibi kararların alınması alfa kurtların sorumluluğundadır. Hiyerarşinin ikinci seviyesinde beta kurtlar bulunur. Betalar alfaya yardım etmek ve geri bildirimde bulunmak ile görevlidirler. Delta kurtlar gözcü, nöbetçi, bakıcı, yaşlı veya avcı olabilirler. Omega kurtlar ise diğer tüm kurtlara itaat eden, hiyerarşide en alt sırada bulunan kurtlardır. [66-68]. Algoritmada, kurtlar arasındaki bu etkileşimler matematiksel olarak modellenmiştir. Alfa (α), arama uzayında bulunan en iyi çözüm olarak belirlenirken ikinci ve üçüncü en iyi çözümlerin sırasıyla beta (β) ve delta (δ) olduğu varsayılır. Kalan diğer aday çözümler ise omega (ω) olarak kabul edilir. Algoritmada gri kurtların avlarını kuşatma davranışları eşitlik (3.39) ve (3.40) ile gösterilmiştir.

$$\vec{D} = \left|\overrightarrow{C}.\vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)\right| \tag{3.39}$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \overrightarrow{A}.\vec{D} \tag{3.40}$$

Eşitlik (3.39) ve (3.40)'da verilen $\vec{X}_p(t)$ avın konum vektörünü, $\vec{X}$ gri kurdun konum vektörünü temsil eder. Mevcut iterasyon t ile gösterilir. $\vec{A}$ ve $\vec{C}$ katsayı vektörleridir ve sırasıyla eşitlik (3.41) ve (3.42)'deki gibi hesaplanır.

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\vec{r}_1 - \vec{a} \tag{3.41}$$

$$\vec{C} = 2.\vec{r}_2 \tag{3.42}$$

Burada $\vec{a}$ 'nın elemanları iterasyonlar ilerledikçe 2'den 0'a doğrusal olarak azalır. Bu durum ava yaklaşmayı temsil eder. $\vec{r}_1$ ve $\vec{r}_2$ ise [0,1] aralığında alınan rastgele vektörlerdir.

Avlanma aşamasında alfa, beta ve delta kurtlarının avın muhtemel konumu hakkında daha üstün içgörülere sahip olduğu kabul edildiğinden şu ana kadar elde edilen en iyi ilk üç

çözüm saklanır. Geri kalan diğer arama bireyleri, konumlarını bu üç çözüme göre ayarlar. Bu amaç doğrultusunda önerilen eşitlikler aşağıdaki gibidir [66].

$$\vec{D}_\alpha = \left|\vec{C}_1.\vec{X}_\alpha - \vec{X}\right|, \vec{D}_\beta = \left|\vec{C}_2.\vec{X}_\beta - \vec{X}\right|, \vec{D}_\delta = \left|\vec{C}_3.\vec{X}_\delta - \vec{X}\right| \quad (3.43)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1.\left(\vec{D}_\alpha\right), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2.\left(\vec{D}_\beta\right), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3.\left(\vec{D}_\delta\right) \quad (3.44)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (3.45)$$

Gri kurt optimizasyon algoritmasının sözde kodu aşağıda verilmiştir.

Gri kurt popülasyonunu başlat. $X_i: i = 1,2, \dots, N$

α, A ve C değerlerinin ilk atamasını yap. Maksimum iterasyon sayısını belirle.

Her bir arama bireyi için uygunluk değerini hesapla.

$X_\alpha = en\ iyi\ arama\ bireyi$

$X_\beta = en\ iyi\ ikinci\ arama\ bireyi$

$X_\delta = en\ iyi$ üçüncü $arama\ bireyi$

while $(t < Maksimum\ iterasyon\ sayısı)$

    for her arama bireyi

        Mevcut arama bireyinin konumunu eşitlik (3.45) kullanarak güncelle.

    end for

    α, A ve C değerlerini güncelle.

    Tüm arama bireylerinin uygunluk değerini hesapla.

    X_α, X_β ve X_δ konumlarını güncelle.

    $t = t + 1$

end while

return X_α

---

4. BÖLÜM

SİMÜLASYON SONUÇLARI

Bu bölümde, bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama performansını iyileştirmek için kullanılan PSO, BA, RSA, CDO, GWO zeki optimizasyon teknikleri, klasik spektrum algılama yöntemlerinden EGC ve MRC yöntemleri ile yapılan simülasyonlar aracılığıyla karşılaştırılmıştır. Ayrıca algılama performansı üzerindeki en etkili optimizasyon tekniğini belirlemek amacıyla PSO, BA, RSA, CDO ve GWO tekniklerinin kendi aralarında kıyaslandığı simülasyon çalışmalarına da yer verilmiştir. İlk olarak çalışmada kullanılan simülasyon parametreleri verilmiştir. İlerleyen bölümlerde simülasyon sonuçları sunulmuş ve değerlendirilmiştir.

4.1. Simülasyon Parametreleri

Çalışmada kullanılan sistem parametreleri Tablo 4.1'de verilmiştir. Zeki optimizasyon teknikleri için seçilen parametreler Tablo 4.2'de sunulmuştur. Birincil kullanıcı ile ikincil kullanıcılar ve ikincil kullanıcılar ile birleştirme merkezi arasındaki kanalların Rayleigh sönümlü kanallar olduğu varsayılmıştır ve kanal gürültü varyansları ile kanal kazançları rastgele olarak üretilmiştir.

Tablo 4.1. İşbirlikçi spektrum algılama sistem parametreleri.

SU Sayısı (M)	20
Bant Genişliği (B)	6 MHz
Algılama Süresi (T_s)	25 μs
SU İletim Gücü ($P_{R,i}$)	12 dBm
PU Sinyali Varyansı (σ_S^2)	25 dBm
PU-SU Kanal Kazancı (g_i)	$10 \leq g_i \leq 20$ dB
SU-FC Kanal Kazancı (h_i)	$10 \leq h_i \leq 20$ dB
PU-SU Kanal Gürültü Varyansı ($\sigma_{W_i}^2$)	$20 \leq \sigma_{W_i}^2 \leq 30$ dBm
SU-FC Kanal Gürültü Varyansı (δ_i^2)	$20 \leq \delta_i^2 \leq 30$ dBm

Tablo 4.2. Zeki optimizasyon teknikleri simülasyon parametreleri.

PSO				
N	ω_{min}	ω_{max}	c_1	c_2
20	0.1	0.9	2	2

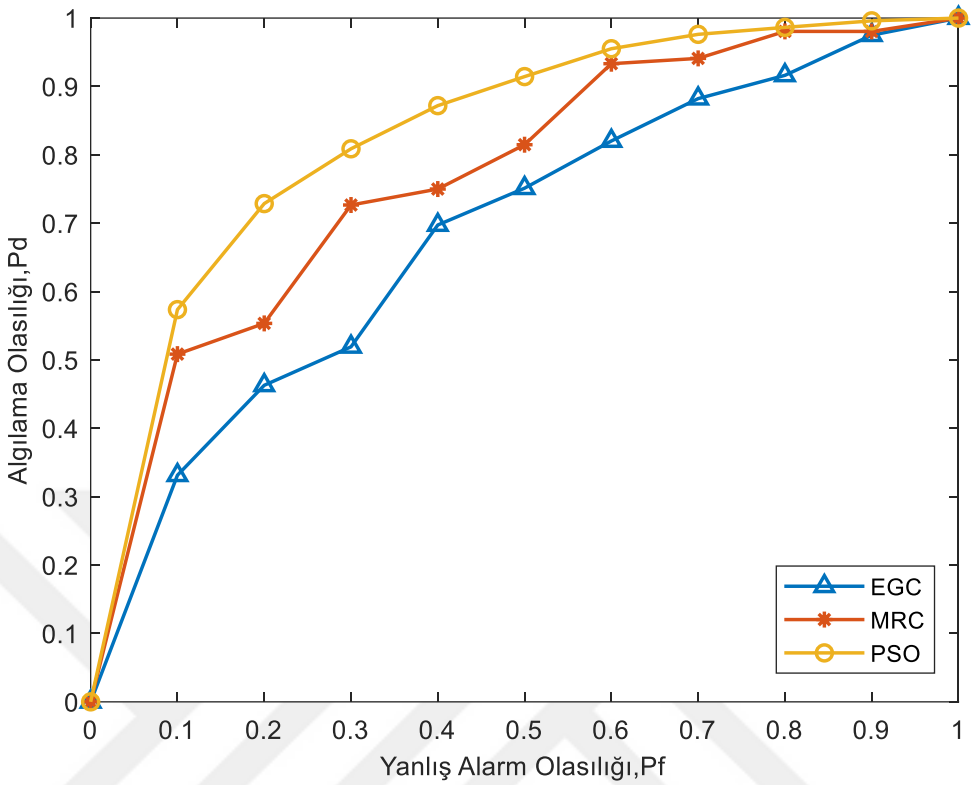
BA					
N	f_{max}	f_{min}	α	γ	r
20	2	0	0.9	0.9	0.001

CDO	RSA			GWO
N	N	α	β	N
20	20	0.1	0.005	20

4.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama

Önerilen spektrum algılama sisteminin performansını değerlendirmek amacıyla birleştirme merkezindeki yanlış alarm olasılığı (P_f) ile algılama olasılığı (P_d) arasındaki ilişkiyi gösteren Alıcı İşletim Karakteristik Eğrisi (ROC) kullanılmıştır.

PSO kullanılarak işbirlikçi spektrum algılama optimizasyonu için, $w_i{}^r=[w_{i1}{}^r, w_{i2}{}^r, \dots, w_{iD}{}^r]^T$, ağırlıklandırma vektörü 0 ile 1 aralığında rastgele oluşturulur. Burada, $w_i{}^r$, r'inci iterasyondaki i'nci parçacığı temsil etmektedir. D boyut sayısı, ikincil kullanıcı sayısına (M) eşittir ve simülasyonda 20 olarak alınmıştır. Algoritmada toplam parçacık sayısı (N) da 20 olarak kullanılmıştır. Her bir parçacığın mevcut konumu amaç fonksiyonuna göre değerlendirilir. Elde edilen çözümlere göre yeni konum ve hız güncellemeleri yapılır. İterasyon sayısı tamamlanıncaya kadar işlemler tekrarlanır. Amaç fonksiyonunun maksimum değerini veren ağırlık katsayıları vektörü belirlenir. Şekil 4.1'deki grafikte PSO kullanılarak elde edilmiş optimal ağırlıklı birleştirme şemasının, geleneksel yöntemler olan EGC ve MRC yöntemlerine kıyasla algılama başarısının daha yüksek olduğu görülmektedir. Örneğin sabit P_f=0.2 değeri için EGC yönteminin algılama olasılığı 0.4651, MRC yönteminin algılama olasılığı 0.5502 iken, PSO'da algılama olasılığı 0.7315 değerine ulaşmıştır. Simülasyonda iterasyon sayısı 400 olarak alınmıştır.

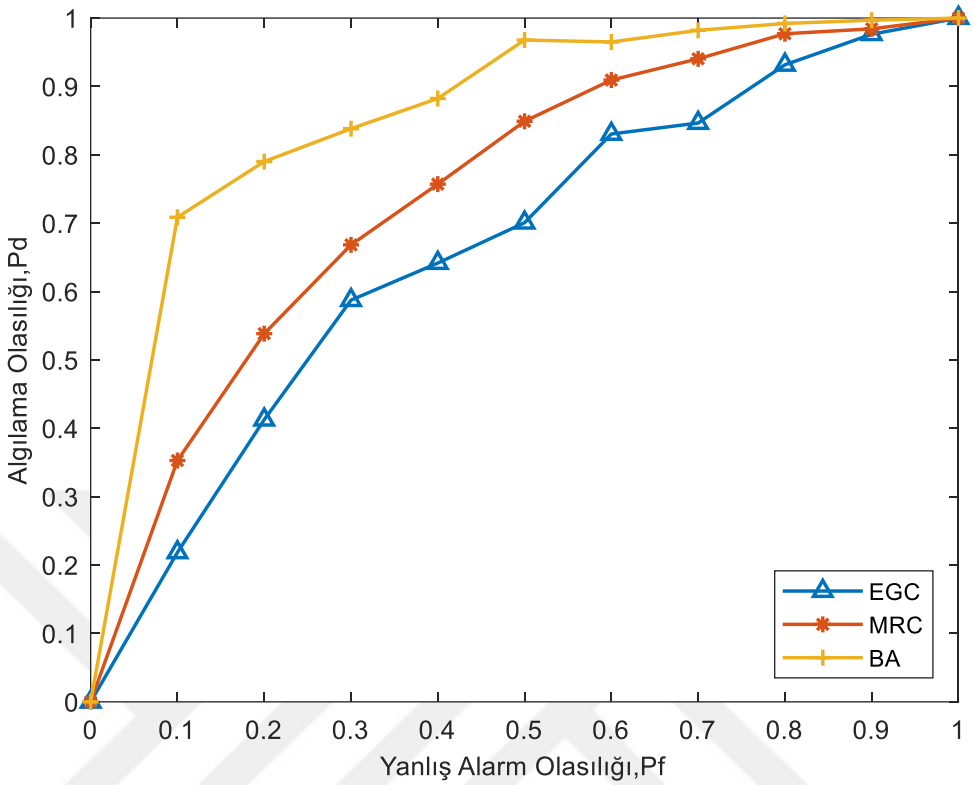


Şekil 4.1. PSO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

4.3. Yarasa Algoritması Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama

BA tabanlı işbirlikçi spektrum algılama optimizasyonunda, optimize edilecek ağırlık katsayıları vektörü $w_i{}^r=[w_{i1}{}^r, w_{i2}{}^r, \ldots, w_{iD}{}^r]^T$, D=20 olarak tanımlanır. Burada tanımlanan yarasa pozisyonlarından rastgele N sayıda (simülasyonda N=20 olarak alınmıştır) üretilerek başlangıç popülasyonu oluşturulur. Daha sonra en iyi ağırlık katsayıları vektörünü belirlemek üzere bölüm 3'te ayrıntıları verilen adımlar uygulanır. Maksimum algılama olasılığını veren yarasaların konumu optimum ağırlık vektörü olarak seçilir. İterasyon sayısı 400 olarak seçilmiştir.

Şekil 4.2'de, önerilen BA tabanlı işbirlikçi spektrum algılama sisteminin performansı, geleneksel yöntemlerden EGC ve MRC yöntemleri ile ROC eğrileri kullanılarak kıyaslanmıştır. Şekil 4.2'de BA kullanılarak optimize edilmiş şemanın, diğer klasik algılama şemalarından daha iyi tespit performansı gösterdiği görülmektedir. Yanlış alarm olasılığı (P_f) değeri 0.20 iken, BA'nın algılama olasılığı 0.7901, EGC ve MRC yöntemlerinin ise sırasıyla 0.4126, 0.5383 olarak bulunmuştur.

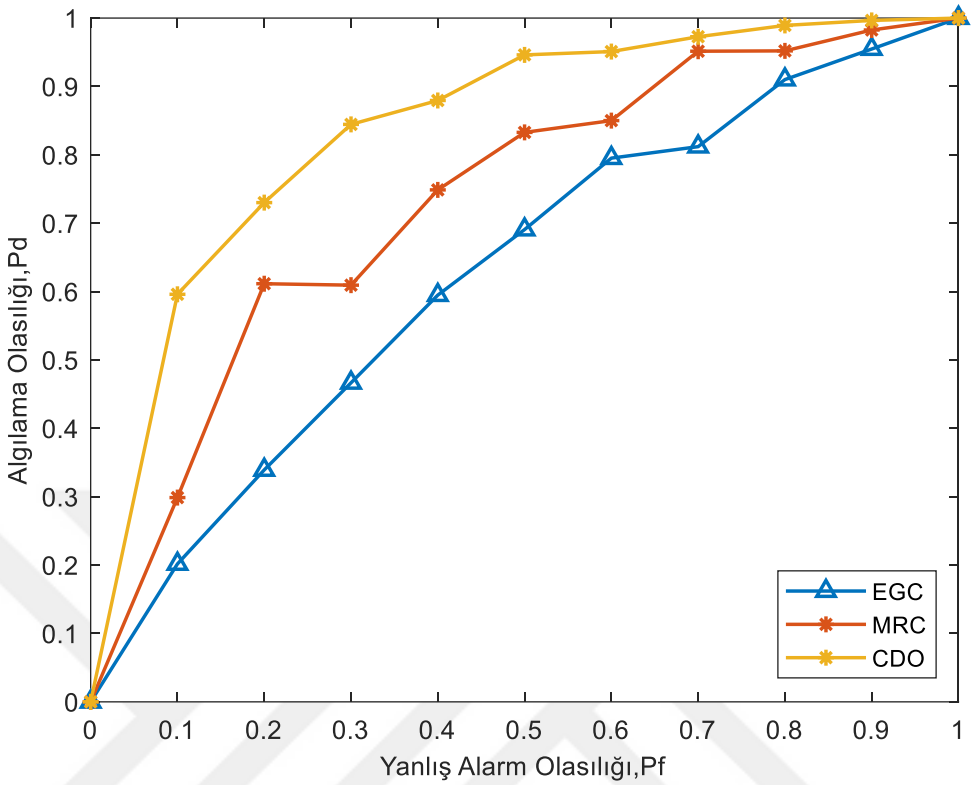


Şekil 4.2. BA ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

4.4. Çernobil Felaketi Optimizasyonu Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama

CDO tabanlı işbirlikçi spektrum algılamada, $w_i{}^r=[w_{i1}{}^r, w_{i2}{}^r, \ldots, w_{iD}{}^r]^T$, olarak ifade edilen ağırlık vektörü, N=20 sayıda parçacık tarafından rastgele oluşturularak popülasyon başlatılır. Popülasyondaki parçacıkların uygunluk değeri hesaplanır. Bölüm 3'te yer alan CDO adımları, iterasyon sayısı 400'e ulaşıncaya kadar devam eder. Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında en yüksek algılama olasılığını veren ağırlık vektörü seçilir.

Şekil 4.3'de CDO, EGC ve MRC yöntemleri ile oluşturulan işbirlikçi algılama şemasının çeşitli yanlış alarm olasılığı değerlerine karşılık algılama olasılığı değerlerini veren ROC eğrileri görülmektedir. Bu eğriler incelendiğinde CDO ile gerçekleştirilen algılama başarımının geleneksel yöntemler olan EGC ve MRC yöntemlerine kıyasla daha yüksek olduğu görülmektedir. Örneğin yanlış alarm olasılığı 0.2 olarak alındığında, algılama olasılığı MRC yönteminde 0.6114, EGC yönteminde 0.3392 değerinde kalırken, CDO ile oluşturulan ağırlık vektörü ile bu değer 0.7301 olarak ölçülmektedir.

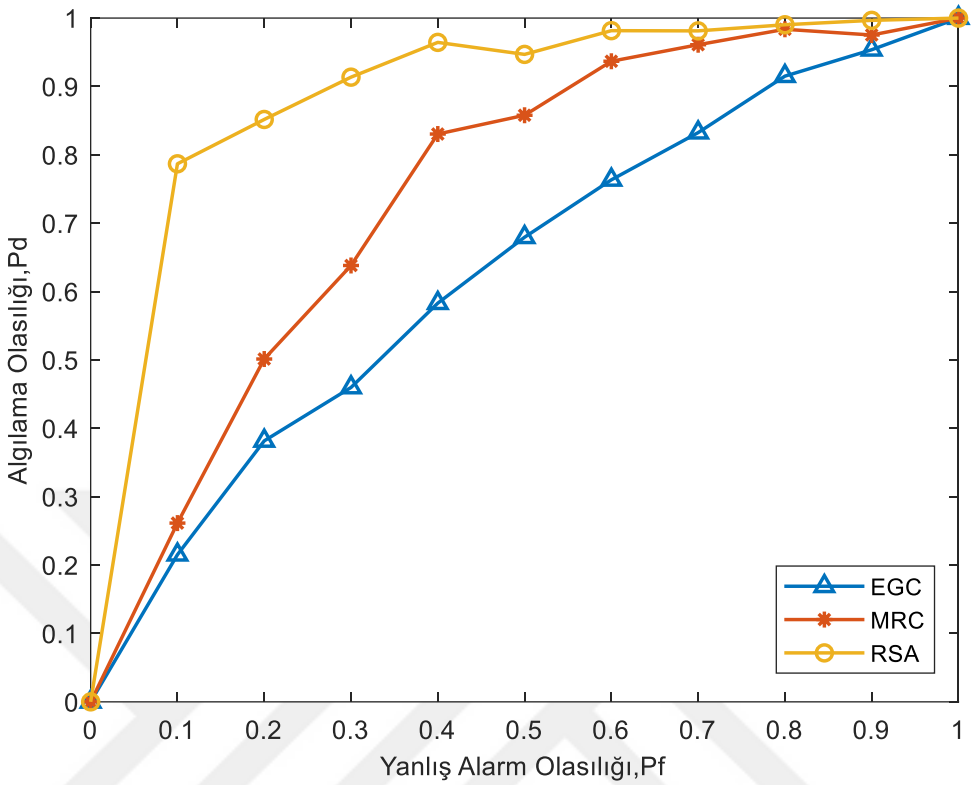


Şekil 4.3. CDO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

4.5. Sürüngen Arama Algoritması Kullanılarak İşbirlikçi Spektrum Algılama

İşbirlikçi spektrum algılama optimizasyonunda kullanılan ağırlık katsayıları vektörü $w_i{}^r=[w_{i1}{}^r, w_{i2}{}^r, \ldots, w_{iD}{}^r]^T$, RSA algoritmasında timsahların pozisyonları şeklinde temsil edilmektedir. Bu ağırlık katsayıları vektörlerinden rastgele N=20 sayıda üretilerek başlangıç timsah popülasyonu oluşturulur. Daha sonra her bir aday çözümün uygunluğu bölüm 3'te verilen adımlara göre hesaplanır. Maksimum iterasyon sayısı 400'e ulaşılınca o ana kadar en yüksek algılama olasılığını veren timsahın konumu optimum ağırlık vektörü olarak seçilir.

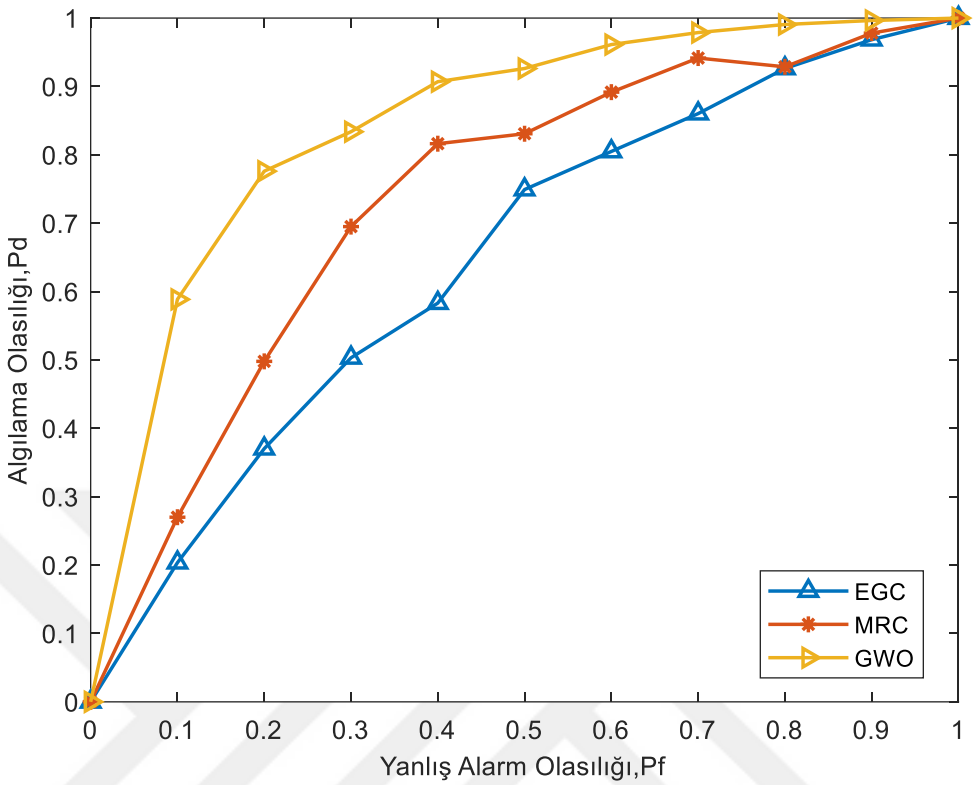
Şekil 4.4'de, RSA, EGC ve MRC yöntemleri kullanılarak oluşturulan işbirlikçi algılama şemasının çeşitli yanlış alarm olasılığı değerlerine karşılık algılama olasılığı değerlerini veren ROC eğrileri görülmektedir. Grafikten, önerilen RSA tabanlı sistemin algılama performansının, geleneksel yöntemlere kıyasla daha başarılı olduğu açıkça görülmektedir. Yanlış alarm olasılığı 0.2 için, algılama olasılığı MRC yönteminde 0.5013, EGC yönteminde 0.3816 iken, RSA yöntemi ile 0.8517 değerine ulaşmıştır.



Şekil 4.4. RSA ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

4.6. Gri Kurt Optimizasyon Algoritması Kullanılarak Spektrum Algılama

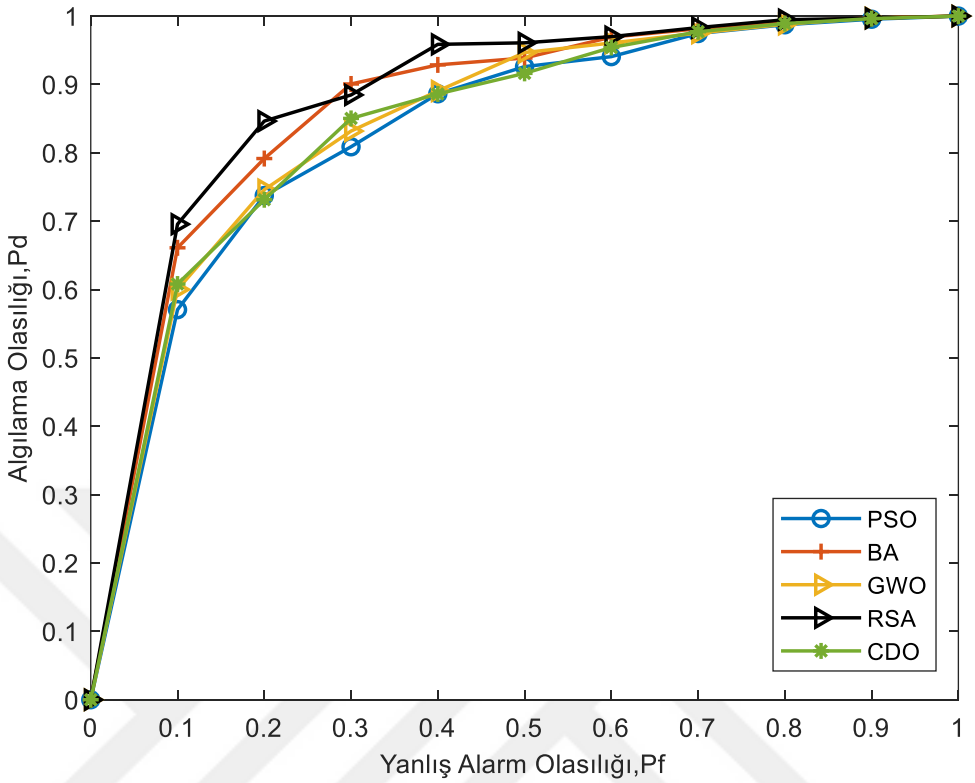
İşbirlikçi spektrum algılama optimizasyonunda kullanılan ağırlık katsayıları vektörü $w_i{}^r=[w_{i1}{}^r, w_{i2}{}^r, \ldots, w_{iD}{}^r]^T$, GWO algoritmasında gri kurtların pozisyonları şeklinde temsil edilmektedir. Bu ağırlık katsayıları vektörlerinden rastgele N=20 sayıda üretilerek başlangıç gri kurt popülasyonu oluşturulur. Her iterasyonda bireylerin konumları uygunluk değerine bağlı olarak güncellenir. Durdurma kriteri olan maksimum iterasyon sayısı 400'e ulaşılınca o ana kadar en yüksek algılama olasılığını veren alfa bireyin konumu optimum ağırlık vektörü olarak seçilir. Şekil 4.5, GWO ile optimize edilmiş spektrum algılama sisteminin geleneksel yöntemler olan EGC ve MRC yöntemlerine kıyasla çeşitli yanlış alarm olasılıklarında daha yüksek algılama olasılığı elde etmedeki başarımını göstermektedir. Örneğin yanlış alarm olasılığı P_f=0.2 için, algılama olasılığı EGC ve MRC yöntemlerinde sırasıyla 0.3702 ve 0.4979 iken, GWO ile 0.7760 değeri elde edilmiştir.



Şekil 4.5. GWO ve geleneksel yöntemler $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

4.7. İşbirlikçi Spektrum Algılama Optimizasyonu İçin Kullanılan Zeki Optimizasyon Teknikleri Performanslarının Kıyaslanması

Bu bölümde spektrum algılama sisteminde, birincil kullanıcıların varlığını/yokluğunu doğru tespit edebilme performansını artırmak için önerilen zeki optimizasyon tekniklerinin kıyaslama sonuçlarına yer verilmiştir. Şekil 4.6'da tez çalışmasında kullanılan optimizasyon algoritmalarının algılama performansı, yanlış alarm olasılığının çeşitli değerleri için algılama olasılığı değerlerini veren ROC eğrileri üzerinden gösterilmektedir. Bu grafik incelendiğinde, ağırlık vektörü RSA ve BA ile optimize edildiğinde, PSO, CDO ve GWO tekniklerine kıyasla daha iyi algılama performansı gösterdiği görülmektedir. Tablo 4.3'te zeki optimizasyon tekniklerinin P_f=0.1, P_f=0.2 ve P_f= 0.3 için hesaplanan algılama olasılıkları sayısal değerler ile gösterilmiştir.

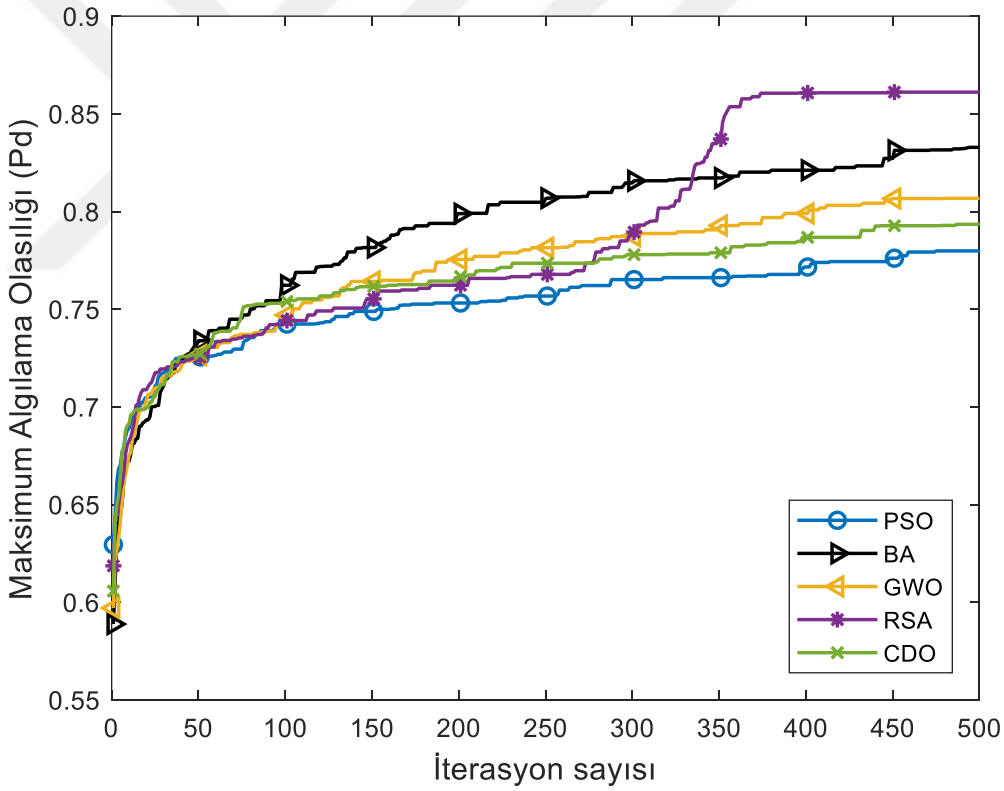


Şekil 4.6. Zeki optimizasyon teknikleri $P_f - P_d$ kıyaslama eğrisi.

Tablo 4.3. Zeki optimizasyon tekniklerinin çeşitli yanlış alarm olasılığı değerleri için algılama olasılıkları.

Zeki optimizasyon tekniği	Değerlendirilen Parametre	Yanlış Alarm Olasılığı		
		P_f =0.1	P_f =0.2	P_f =0.3
PSO	Algılama olasılığı (P_d)	0.5706	0.7374	0.8088
CDO	Algılama olasılığı (P_d)	0.6080	0.7314	0.8503
GWO	Algılama olasılığı (P_d)	0.6001	0.7460	0.8318
BA	Algılama olasılığı (P_d)	0.6610	0.7916	0.9007
RSA	Algılama olasılığı (P_d)	0,6956	0.8464	0.8846

Çalışmada kullanılan zeki optimizasyon tekniklerinin yakınsama hızlarının karşılaştırılması Şekil 4.7'de verilmiştir. Burada yanlış alarm olasılığı tüm algoritmalar için P_f=0.25 olarak alınmıştır. Sürecin rastgele doğası nedeniyle daha güvenilir sonuçlar elde etmek için 30 çalıştırma gerçekleştirilmiş ve sonuçların ortalaması alınmıştır. Her iterasyonda elde edilen ortalama maksimum algılama olasılığını veren Şekil 4.7'de RSA'nın diğer algoritmalara kıyasla daha hızlı yakınsadığı görülmektedir. RSA 374. iterasyonda yakınsarken, BA 495. iterasyonda, GWO 450. iterasyonda, CDO 487. iterasyonda, PSO ise 475. iterasyonda yakınsamaktadır. Bu optimizasyon tekniklerinin yakınsaması sırasında algılama olasılığı değerleri RSA için 0.8606, BA için 0.8328, GWO için 0.8066, CDO için 0.7935 ve PSO için 0.7798'dir.



Şekil 4.7. Zeki optimizasyon teknikleri yakınsama hızları.

5. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER

Radyo frekans spektrumunun daha etkin kullanımını sağlamak amacıyla geliştirilen bilişsel radyo teknolojilerinde spektrum algılama aşaması kritik bir işlev olarak görülmektedir. Spektrum algılama sürecinde bilişsel kullanıcı, tahsis edilen spektrumu tarar ve birincil kullanıcılar tarafından kullanılmayan alanları belirler. Tek ikincil kullanıcı ile yapılan algılama işlemlerinde gölgeleme ve sönümleme gibi etkenler nedeniyle tespit performansı düşmektedir. Bu durumla başa çıkabilmek adına, bu tez çalışmasında birden fazla bilişsel kullanıcının ilgili spektrumda lisanslı kullanıcının varlığı ile ilgili yerel gözlemlerinin ortak bir karar oluşturmak üzere birleştirildiği işbirlikçi spektrum algılama modeli kullanılmıştır. İşbirlikçi modelde yerel gözlemler yumuşak veya sert birleştirme kuralları kullanılarak birleştirilmektedir. Yumuşak birleştirme şemalarının algılama güvenilirliği açısından daha başarılı olduğu bilindiğinden çalışmada yumuşak birleştirme yöntemine dayalı işbirlikçi spektrum algılama modeli kullanılmıştır. Her ne kadar geleneksel yumuşak birleştirme yöntemleri sert birleştirme yöntemlerine kıyasla daha iyi sonuçlar verse de klasik metotlar algılama performansı üzerinde yetersiz kalmaktadır. Bu çalışmada bilişsel kullanıcılardan alınan her bir yerel gözleme statik ağırlıkların atandığı geleneksel yöntemler yerine, zeki optimizasyon teknikleri kullanılarak ağırlıkların dinamik olarak ayarlandığı bir birleştirme modeli kullanılmıştır. Bu sayede algılama performansı üzerinde kayda değer gelişmeler elde edilmiştir. Çalışmada bilişsel kullanıcılar tarafından alınan yerel gözlemler, hesaplama kolaylığı açısından literatürde en çok tercih edilen yöntemlerden olan enerji algılama yöntemi kullanılarak yapılmıştır. Yerel gözlemlere atanan ağırlıkların en uygun kombinasyonu, algılama olasılığı maksimum değerine ulaşıncaya kadar ayarlanır. Optimum ağırlık vektörünü bulma aşamasında tezde PSO, GWO, CDO,

BA ve RSA zeki optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Bu tekniklerin her biri geleneksel yöntemler olan EGC ve MRC yöntemleri ile yapılan simülasyon çalışmaları aracılığıyla karşılaştırılmış ve zeki tekniklerle optimize edilmiş ağırlık vektörünün klasik yöntemlere kıyasla algılama başarısının daha yüksek olduğu görülmüştür. Çalışmada kullanılan PSO, GWO, CDO, BA, RSA optimizasyon tekniklerinin performansları incelendiğinde, RSA ve BA ile elde edilen algılama olasılığı değerlerinin diğer tekniklere kıyasla daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca CDO ve RSA teknikleri, bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama performansını geliştirmek amacıyla ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır. Gelecek çalışmalarda, literatürde sunulan farklı zeki optimizasyon algoritmaları veya mevcut algoritmaların güçlü yönlerini birleştiren hibrit metotlar işbirlikçi spektrum algılama şemaları üzerinde performans geliştirmek üzere kullanılabilir. Bilişsel radyo sistemlerinde algılama verimliliğini etkileyen parametrelerden algılama süresi kanal koşullarındaki değişiklere göre dinamik olarak uyarlanarak elde edilebilir.

KAYNAKÇA

1. Akyıldız I.F., Lee W.Y, Vuran M.V., Mohanty S., 2006. Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey, **Computer Networks: The International Journal of Computer and Telecommunications Networking, 50**(13): 2127 – 2159.
2. Wang, B., Liu, K.J., 2011. Advances in cognitive radio networks: A survey, **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 5**(1): 5–23.
3. Letaief, K.B., Zhang, W., 2009. Cooperative communications for cognitive radio networks, **Proceedings of the IEEE, 97**(5), 878-893.
4. Quan, Z., Cui, S., Poor, H. V. ve Sayed, A., 2008. Collaborative wideband sensing for cognitive radios, **IEEE Signal Processing Magazine, 25**(6): 60-73.
5. Althunibat, S., Renzo, D. M., Granelli, F., 2015. Towards energy-efficient cooperative spectrum sensing for cognitive radio networks: An overview. **Telecommunication Systems, 59**(1): 77-91.
6. Teguig, D., Scheers, B., Le Nir V., 2012. Data fusion schemes for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, pp. 1-7, *2012 Military Communications and Information Systems Conference (MCC)*, October, Gdansk, Poland.
7. Ahmad, W. S. H. M. W., Radzi, N. A. M., Samidi, F. S., Ismail, A., Abdullah, F., Jamaludin, M. Z., Zakaria, M., 2020. 5G technology: towards dynamic spectrum sharing using cognitive radio networks, **IEEE Access**, **8:** 14460-14488.
8. Khasawneh, M., Azab, A., Alrabaee, S., Sakkal, H., Bakhit, H. H., 2023. Convergence of IoT and cognitive radio networks: A survey of applications, techniques, and challenges. **IEEE Access**, **11:** 71097-71112.
9. Akyildiz, I. F., Lee, W. Y., Chovdhury K. R., 2009. Crahns: Cognitive radio ad hoc networks, **Ad Hoc Networks, Special Issue on Social-Based Routing in Mobile and Delay-Tolerant Networks, 10**(8): 1517-1646.
10. Mitola, J., Maguire, G. Q., 1999. Cognitive radio: Making software radios more personal, **IEEE Personal Communications Magazine**, **6** (4): 13-18.
11. Tuna, E., Karagöz, M., 2012. Gelecek nesil ağlar için spektrum tahsisinde yeni bir yaklaşım: Bilişsel Radyo, **International Journal of Engineering Research and Development**, **4**(1): 25-32.

12. Haykin, S., Thomson, D. J., Reed, J. H., 2009. Spectrum sensing for cognitive radio, **Proceedings of the IEEE**, **97**(5), 849-877.
13. Akyildiz, I. F., Won-Yeol L., Vuran, M. C., Mohanty, S., 2008. A Survey on spectrum management in cognitive radio networks, **IEEE Communications Magazine**, **46**(4): 40-48.
14. Khalid, L., Anpalagan, A., 2010. Emerging cognitive radio technology: Principles, challenges and opportunities, **Computers & Electrical Engineering**, **36**(2), 358-366.
15. Christian, I., Moh, S., Chung, I., Lee, J. 2012. Spectrum mobility in cognitive radio networks, **IEEE Communications Magazine**, **50**(6), 114-121.
16. Miao, L., Qing, H., Huo, Z. M., Sun, Z. X., Di, X. 2022. Genetic algorithm-based hybrid spectrum handoff strategy in cognitive radio-based internet of things, **Telecommunication Systems**, **80**(2), 215-226.
17. Xuping, Z., Jianguo, P., 2007. Energy detection based spectrum sensing for cognitive radio, pp. 944-977, *IET Conference on Wireless, Mobile and Sensor Networks*, December 12-14, Shanghai.
18. S. Herath, N. Rajatheva, C. Tellambura, 2011. Energy detection of unknown signals in fading and diversity reception, **IEEE Transactions on Communications**, **59**(9), 2443–2453.
19. Digham, F. F., Alouini, M. S., Simon, M. K., 2007. On the energy detection of unknown signals over fading channels, **IEEE Transactions on Communications**, **55**(1), pp. 21-24.
20. Vadivelu, R., Sankaranarayanan, K., Vijayakumari, V., 2014. Matched filter based spectrum sensing for cognitive radio at low signal to noise ratio, **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, **62**(1): 107-113.
21. Kapoor, S., Rao, S., Sıngh, G., 2011, Opportunistic spectrum sensing by employing matched filter in cognitive radio network, pp. 580–583, *2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, June 3-5, Katra, India.
22. Sutton, P. D., Nolan, K. E., & Doyle, L. E., 2008. Cyclostationary signatures in practical cognitive radio applications, **IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 26**(1), 13-24.

23. Pillay, N., Xu, H. J., 2012. Blind eigenvalue-based spectrum sensing for cognitive radio networks. **IET Communications**, **6**(11), 1388-1396.
24. Cabric, D., Mishara, S. M., Brodersen, R. W., 2004. Implementation Issues in spectrum sensing for cognitive radios, pp. 772-776, *Proc. of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, November 7-10, Pacific Grove, California, USA.
25. Bhargavi, D., Murthy, C., 2010. Performance comparison of energy, matched-filter and cyclostationarity-based spectrum sensing, pp. 1-5, *2010 IEEE 11th In Signal Processing Advances in Wireless Communications*, June 20-23, Marrakech, Morocco.
26. Verma, P., Singh, B., 2017. On the decision fusion for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, **Wireless Networks**, **23**, 2253-2262.
27. Ma, J., Zhao, G., Li, Y., 2008. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, **IEEE Transactions on Wireless Communications**, **7**(11), 4502-4507.
28. Shen, B., Kwak, K. S., 2009. Soft combination schemes for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, **ETRI Journal**, **31**(3), 263-270.
29. El-Saleh, A. A., Ismail, M., Ali, M. A. M., & Arka, I. H., 2010. Hybrid SDF-HDF cluster-based fusion scheme for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, **KSII Transactions on Internet and Information Systems**, **4(**6), 1023-1041.
30. Guo, H., Jiang, W., & Luo, W., 2017. Linear soft combination for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, **IEEE Communications Letters**, **21**(7), 1573-1576.
31. El-Saleh, A. A., Ismail, M., Ali, M. A. M., 2011. Genetic algorithm-assisted soft fusion-based linear cooperative spectrum sensing, **IEICE Electronics Express**, **8**(18), 1527-1533.
32. Shami, T. M., El-Saleh, A. A., Kareem, A. M., 2014. On the detection performance of cooperative spectrum sensing using particle swarm optimization algorithms, pp. 110-114, *IEEE 2nd International Symposium on Telecommunication Technologies (ISTT),* November, Langkawi, Malaysia.
33. Asfandyar, H., Gul, N., Rasool, I., & Elahi, A., 2019. Enhanced cooperative spectrum sensing in cognitive radio network using flower pollination algorithm, pp. 1-

5, *2019 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, July 24-25, Swat, Pakistan.

34. Li, X., Lu, L., Liu, L., Li, G., Guan, X., 2015. Cooperative spectrum sensing based on an efficient adaptive artificial bee colony algorithm, **Soft Computing**, **19**, 597-607.
35. Gupta, V., Beniwal, N. S., Singh, K. K., Sharan, S. N., 2020. Cooperative spectrum sensing optimization using meta-heuristic algorithms, **Wireless Personal Communications**, 113, 1755-1773.
36. Azmat, F., Chen, Y., Stocks, N., 2015. Bio inspired collaborative spectrum sensing and allocation for cognitive radios, **IET Communications**, 9(16), 1949-1959.
37. Lu, L., Zhou, X., Onunkwo, U., Li, G. Y., 2012. Ten years of research in spectrum sensing and sharing in cognitive radio, **EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking**, 1-16.
38. Koçkaya K., 2021. Enerji algılama tabanlı işbirlikçi online öğrenme algoritması kullanılarak bilişsel radyo ağlarında spektrum algılama başarımının iyileştirilmesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Erciyes Üniversitesi, Doktora Tezi, ss.136.
39. Moawad A., 2020. Enhancement of spectrum sensing in cognitive radio: providing reliable spectral opportunities. Université de Bretagne Occidentale, Doktora Tezi, pp. 208.
40. Thangalakshmi, B., Bharathy, G. T., 2016. Matched filter detection based spectrum sensing in cognitive radio networks, **International Journal of Emerging Technology in Computer Science and Electronics**, **22**(2), 151-154.
41. Ma, J., Li, G. Y., Juang, B. H., 2009. Signal processing in cognitive radio, **Proceedings of the IEEE**, **97**(5), 805-823.
42. Eappen, G., Shankar, T., 2020. A survey on soft computing techniques for spectrum sensing in a cognitive radio network, **SN Computer Science**, **1**, 1-36.
43. Yucek, T., Arslan, H., 2009. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications, **IEEE Communications Surveys Tutorials**, **(11)**1: 116 – 130.
44. Akyildiz, I. F., Lo, B. F., Balakrishnan, R., 2011. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: A survey, **Physical Communication**, **4**(1):40–62.

45. Gul, N., 2019. Resource allocation and spectrum sensing in cognitive radio network with malicious users using soft computing and statistical techniques, International Islamic University Islamabad , Doktora Tezi. pp. 223.
46. Akbari, M., 2016. Improving spectrum efficiency on cognitive radio spectrum sensing with enhanced diversity concept. University of Malaya, Doktora Tezi, pp.144.
47. Zeng, Y., Liang, Y. C., Hoang, A. T., Zhang, R., 2010. A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions, **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, 2010(1). pp. 1–15.
48. Taşpınar, N., Ketenci B., 2023. Cooperative spectrum sensing using bat algorithm in cognitive radio. pp. 730-733. *2023 International Conference on Information Technology (ICIT)*, August 2023, Amman Jordan.
49. El-Saleh, A. A., 2013. Multi-Objective Evolutionary Algorithms for Cognitive Radio Networks: A Solution for Cooperative Spectrum Sensing. Scholars' Press. pp. 208.
50. Ketenci B., Taşpınar N., Shami T.M., 2023. Cooperative Spectrum Sensing Using Reptile Search Algorithm in Cognitive Radio. **Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi, 5**(2), 383-389.
51. Erdoğmuş, P., 2016. Doğadan esinlenen optimizasyon algoritmaları ve optimizasyon algoritmalarının optimizasyonu. **Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 4**(1), 293-304.
52. Dokeroglu, T., Sevinc, E., Kucukyilmaz, T., Cosar, A., 2019. A survey on new generation metaheuristic algorithms. **Computers & Industrial Engineering**, 137(5).
53. Yang, X. S., 2010. Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications. John Wiley & Sons, Canada, 347.
54. Bekdaş, G., Nigdeli, M. N., Yücel, M., Kayabekir, A. E., 2021. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları ve Mühendislik Uygulamaları. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 288.
55. Onan A., 2013. Metasezgisel yöntemler ve uygulama alanları. **Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 17**(2), 113-128.
56. Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle swarm optimization, pp. 1942-1948. *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, November 1995, Perth, WA, Australia, IEEE.

57. Shami, T. M., El-Saleh, A. A., Alswaitti, M., Al-Tashi, Q., Summakieh, M. A., Mirjalili, S., 2022. Particle swarm optimization: A comprehensive survey. **IEEE Access, 10:** pp. 10031-10061.

58. Eberhart, R., Shi, Y. 2001. Particle swarm optimization: developments, applications and resources. *Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation*, May. 2001, Seoul, Korea (South), IEEE, pp. 81-86.

59. Yıldızdan G., 2021. Büyük Ölçekli Sürekli Optimizasyon Problemleri için Yarasa Algoritması Tabanlı Hibrit Yöntemlerin Geliştirilmesi. Konya Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi, Konya, ss. 118.

60. Yang, X. S., 2010. A new metaheuristic bat-inspired algorithm. *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)* Berlin, Heidelberg, pp. 65-74.

61. Yang, X. S., 2013. Bat algorithm: literature review and applications, **International Journall of Bio-Inspired Computation, 5**(3), pp. 141–149.

62. Yılmaz S., 2014. Yarasa Algoritmasının Unımodal, Multımodal Ve Kaydırılmış Sayısal Optimizasyon Problemleri (CEC05) Üzerinde Geliştirilmesi. Süleyman Demirel Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Isparta, ss. 125.

63. Shehadeh, H. A. 2023. Chernobyl disaster optimizer (CDO): a novel meta-heuristic method for global optimization**.** ***Neural Computing and Applications, 35***(15), pp. 10733-10749.

64. Sasmal, B., Hussien, A. G., Das, A., Dhal, K. G., & Saha, R. 2023. Reptile search algorithm: Theory, variants, applications, and performance evaluation**. Archives of Computational Methods in Engineering,** 1-29.

65. Abualigah, L., Elaziz, A, M., Sumari, P., Geem, Z. W., Gandomi, A. H., 2022. Reptile Search Algorithm (RSA): A nature-inspired meta-heuristic optimizer. **Expert Systems with Applications, 191**, 116158.

66. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., Lewis, A. 2014. Grey wolf optimizer. **Advances in engineering software, 69**: 46-61.

67. Faris, H., Aljarah, I., Al-Betar, M. A., & Mirjalili, S. 2018. Grey wolf optimizer: a review of recent variants and applications. **Neural computing and applications, 30,** 413-435.

68. Doğan C., 2019. Balina Optimizasyon Algoritması ve Gri Kurt Optimizasyonu Algoritmaları Kullanılarak Yeni Hibrit Optimizasyon Algoritmalarının Geliştirilmesi. Erciyes Üniversitesi, Yüksek lisans tezi, Kayseri, ss. 69.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Burcu Ketenci
Uyruğu: Türkiye (T.C)
Doğum Tarihi ve Yeri:
Medeni Durum:
E-mail:
Tel:

EĞİTİM

Derece	**Kurum**	**Mezuniyet Tarihi**
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği	2020
Lise	Necdet Taş Anadolu Lisesi, Kayseri	2016

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Taşpınar, N., Ketenci, B., 2023. Cooperative Spectrum Sensing Using Bat Algorithm in Cognitive Radio. pp. 730-733. *2023 International Conference on Information Technology (ICIT),* August 2023, Amman Jordan.

2. Ketenci, B., Taşpınar, N., Shami, T. M. 2023. Cooperative Spectrum Sensing Using Reptile Search Algorithm in Cognitive Radio. **Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi, 5**(2), 383-389.